

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМ. ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО ”  
Факультет електроніки  
Кафедра електронної інженерії

"На правах рукопису"

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

УДК \_\_612.8\_\_

\_\_\_\_\_ В.І. Тимофєєв  
“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## Магістерська дисертація

зі спеціальності 153 мікро- та наносистемна техніка

на тему «Аналіз електроенцефалограм для визначення емоційного стану  
людини»

Виконав: студент \_\_6\_\_ курсу, групи \_\_ДМ-91мп\_\_

\_\_\_\_\_ Дорош Єгор Олегович \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Науковий керівник доц. каф. ЕІ, доц., к.т.н. Попов А.О.  
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

\_\_\_\_\_ (підпис)

Рецензент \_\_\_\_\_  
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

\_\_\_\_\_ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає  
запозичень з праць інших авторів без відповідних  
посилань.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Київ - 2020 року

Форма № Н-9.01

**Національний технічний університет України  
“Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського”**

Факультет електроніки

Кафедра електронної інженерії

Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-професійною програмою

Спеціальність 153 мікро- та наносистемна техніка

**ЗАТВЕРДЖУЮ****Завідувач кафедри**

\_\_\_\_\_ В.І. Тимофєєв

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСЬКУ ДИСЕРТАЦІЮ СТУДЕНТУ**

\_\_\_\_\_ Дорош Єгор Олегович \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації «Аналіз електроенцефалограм для визначення емоційного стану людини»

Науковий керівник доц. каф. ЕІ, доц., к.т.н. Попов А.О.,  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від “5” листопада 2020 року №3241-с

2. Строк подання студентом дисертації

3. Об'єкт дослідження: прояви емоційного стану людини в електричній активності мозку

4. Вихідні дані – записи сигналів електроенцефалограми людини при емоційних стимулах

5. Перелік питань, які потрібно розробити \_

- 1) Емоції та їх дослідження;
- 2) Техніка та методика дослідження емоційного стану людини;
- 3) Машинне навчання;
- 4) Методи аналізу електроенцефалограм для дослідження емоцій;
- 5) Стартап проект;
- 6) Дослідження спектральних характеристик ЕЕГ при емоційних стимулах.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу рисунки в тексті роботи, презентація до захисту

7. Орієнтовний перелік публікацій

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання 1 вересня 2020 року \_\_\_\_\_

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Огляд та аналіз літератури за потрібною тематикою	20.09.20	
2	Написання оглядового розділу	5.10.20	
3	Підготовка та обробка даних	22.10.20	
4	Розробка коду для аналізу ЕЕГ	4.11.20	
5	Описання та аналіз практичної частини	16.11.20	
6	Розробка стартап-проекту	25.11.20	
7	Редагування всієї дисертації	5.12.20	

Студент \_\_\_\_\_ Дорош Є.О.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Науковий керівник роботи \_\_\_\_\_ Попов А.О.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

## РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 99 с., 6 ч, 30 табл., 23 рис., 38 джерел.

ЕМОЦІЇ, ЕМОЦІЙНИЙ СТАН, АНАЛІЗ ЕМОЦІЙ,  
ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАВІЯ, ЕЕГ, ЕКГ, ШГР.

Об'єктом дослідження є числові характеристики електричної активності мозку людини під час емоцій. Предметом роботи виступає оцінка емоційного стану суб'єкту.

Метою дослідження є дослідження спектральної щільності потужності електроенцефалограми людини під час емоційних стимулів.

У першому розділі описується емоції та їх види. Розкривається проблематика розпізнавання емоцій в наш час.

У другому розділі, наведений аналіз літератури на тему визначення емоційного стану людини. В цьому розділі також наведені приклади і методи для оцінки емоційного стану людини.

У третьому розділі ми розкрили тему машинного навчання, по якому принципу працює та навіщо потрібно. Представлені методи класифікації, які були задіяні та перевірені на точність класифікації емоцій за допомогою електроенцефалограм людини.

У четвертому розділі викладено детальну інформацію щодо техніки та методики дослідження емоційного стану людини за допомогою електроенцефалограми.

У п'ятому розділі представлений стартап-проект.

У шостому розділі описано два дослідження, що було виконані в цій роботі та представлення результатів аналізу для трьох емоцій по трьом ритмам. Також проведено порівняння результатів отриманих за допомогою класифікаторів машинного навчання на предмет оцінки їх точності.

## ABSTRACT

Master degree thesis: 99 p., 6 p., 4 tables., 31 figures, 38 references.

EMOTIONS, EMOTIONAL STATE, ANALYSIS OF EMOTIONS,  
ELECTROENSEPHALOGRAPHY, EEG, ECG, GSR.

The object of research is the numerical characteristics of the electrical activity of the human brain during emotions. The subject of the work is the assessment of the emotional state of the subject.

The aim of the study is to study the spectral power density of the human electroencephalogram during emotional stimuli.

The first section describes emotions and their types. The problem of recognizing emotions in our time is revealed.

In the second section, an analysis of the literature on the topic of determining the emotional state of man. This section also provides examples and methods for assessing a person's emotional state.

In the third section, we revealed the topic of machine learning, how it works and why it is needed. Classification methods are presented, which were used and tested for the accuracy of classification of emotions using human electroencephalograms.

The fourth section provides detailed information on techniques and methods of studying the emotional state of a person using an electroencephalogram.

The fifth section presents a startup project.

The sixth section describes the two studies performed in this work and the presentation of the results of the analysis for the three emotions in three rhythms. The results obtained with the help of machine learning classifiers were also compared in order to assess their accuracy

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
1 ЕМОЦІЇ ТА ЇХ ДОСЛІДЖЕННЯ .....	9
1.1 Висновок до розділу .....	11
2 ТЕХНІКА ТА МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ	12
2.1 Електроенцефалографія .....	12
2.1.1 Техніка та методика електроенцефалографії .....	14
2.1.2 Зміни ЕЕГ при емоціях .....	16
2.2 Електрокардіографія .....	17
2.2.1 Техніка та методика електрокардіографії .....	17
2.2.2 Зміни ЕКГ при емоціях .....	21
2.3 Шкіро–гальванічна реакція(ШГР).....	24
2.3.1 Техніка та методика вимірювання ШГР .....	25
2.3.2 Зміни ШГР при емоціях .....	26
2.4 Аналіз емоцій по відео/зображенням .....	30
2.4.1 Аналіз емоційного стану людини по відео за допомогою машинного навчання.....	39
2.5 Висновок до розділу 2 .....	42
3 МАШИННЕ НАВЧАННЯ .....	43
3.1 Види та завдання машинного навчання .....	43
3.2 Робота машинного навчання.....	44
3.3 Машинне навчання за допомогою мови програмування Python .....	46
3.3.1 Методи машинного навчання з вчителем .....	48
3.3.1 Методи машинного навчання без вчителя .....	50
4 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАМ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕМОЦІЙ .....	52
5 СТАРТАП ПРОЕКТ .....	70
5.1 Опис ідеї проекту .....	70

5.2 Технологічний аудит ідеї проекту .....	72
5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту .....	73
5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту .....	81
5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту .....	83
5.6 Висновки .....	85
6 ДОСЛІДЖЕННЯ СПЕКТРАЛЬНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЕГ ПРИ ЕМОЦІЙНИХ СТИМУЛАХ.....	86
6.1 Опис дослідження .....	86
6.2 Розрахунок спектральних характеристик .....	88
6.3 Визначення емоційного стану людини за допомогою машинного навчання .....	89
6.4 Експериментальні результати та їх аналіз .....	90
ВИСНОВКИ .....	93
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....	95

## ВСТУП

Визначення емоційного стану людини є ключем для створення інтелектуальної системи інтерфейсу людина-машина, що уможливить корегування настрою та стану кожного окремого суб'єкту. Актуальність вибраної теми для магістерської дисертації зумовлена нагальною потребою сучасної науки в розробці програмного забезпечення для розпізнавання емоційного стану за допомогою даних електроенцефалограми (ЕЕГ). Адже саме ЕЕГ часто використовується дослідниками у оцінці емоцій людини.

Об'єктом дослідження в роботі виступає прояв емоційного стану людини в сигналах електричної активності мозку, так як в наш час проблема визначення людського стану є дуже важливою. Адже це можна застосувати в будь-якій сфері, наприклад в робототехніці, розпізнавання емоцій людини побутовим роботом природним чином дозволяє підвищити степінь інтелектуалізації для забезпечення правильного реагування на стан людини. Також це питання є дуже важливим для програмного забезпечення в машині, для оцінки адекватності водія.

Предметом дослідження є методи аналізу електроенцефалограм для визначення емоційних станів людини.

Метою в магістерській дисертації виступає отримання оцінки двох основних емоцій, позитивної та негативної, під час перегляду візуальних стимулів. Отримання цих самих значень виконується за рахунок програмування на Python, як високорівневій мові програмування.



## 1 ЕМОЦІЇ ТА ЇХ ДОСЛІДЖЕННЯ

Повноцінне спілкування між людьми неможливо без прояву і аналізу емоцій. Тому при створенні сучасних людино–машинних систем актуально застосування методів автоматичного розпізнавання емоцій.

Емоції – це особливий клас психічних процесів і станів, пов'язаних з потребами і мотивами, які відбиваються у формі безпосередніх суб'єктивних переживань (задоволення, радості, страху і т. д.) значимих діючих на індивіда явищ і ситуацій. Супроводжуючи практично будь-які прояви життєвої активності людини, емоції служать одним з головних механізмів внутрішньої регуляції психічної діяльності і поведінки, спрямованих на задоволення потреб. Тому вивчення емоцій має велике практичне і наукове значення.

Емоції супроводжують нас у нашому повсякденному житті, граючи ключову роль у невербальному спілкуванні. Таким чином, оцінка емоцій має важливе значення для розуміння поведінки людини та для створення інтелектуальної системи інтерфейсу людина–машина, яка визнає невербальну інформацію, таку як наміри, емоції та прихильності користувача.

Саме певний емоційний стан людини спонукає до діяльності у певному напрямку. Вся мотивація відкривається людині у вигляді переживань (бажання, потяги, прагнення). Функція організації діяльності полягає у тому, що позитивні емоції середньої сили підвищують ефективність діяльності, а негативні – знижують.

За допомогою емоцій людина передбачає розгортання подій у певному напрямку, вона очікує приємних чи неприємних для себе ситуацій. Це стимулює її до певних дій.

Від емоцій значною мірою залежить і стан здоров'я людини. Близькість у головному мозку центрів емоцій із центрами провідних органічних процесів (дихання, серцебиття тощо) зумовлює зв'язок станів організму із емоційними переживаннями. Стенічні емоції активізують організм, астенічні – пригнічують,

розслабляють. Під впливом негативних емоційних переживань, страху, стресу тощо у людини формуються складні хвороби, що отримали назву психосоматичних. Емоційна сфера є своєрідним містком між неусвідомленим і свідомим, між органічним, фізіологічним й психічним. З іншого боку, емоції тісно пов'язані із особистісними процесами. Емоційні порушення виявляють несприятливий хід формування особистості, в умовах якого вірогідність асоціальних або хворобливих змін різко зростає.

Особливості має кожна емоція, тож мати конкретне представлення о тій чи іншій емоції доволі складно. В основі класифікації емоцій можуть бути різні ознаки. Зокрема:

- модальність (позитивні – негативні, приємні – неприємні, задоволення – незадоволення);
- інтенсивність (слабкі й сильні);
- тривалість (тривалі, нетривалі);
- глибина (глибокі, поверхневі);
- усвідомленість (усвідомлювані, неусвідомлювані);
- функції;
- вплив на організм (стенічні й астенічні);
- зміст (моральні, практичні, естетичні, інтелектуальні). Іноді їх називають вищими почуттями;
- стабільність.

Для того, щоб наблизитись точного розпізнавання емоційного стану людини, зараз використовують афективні обчислення. Афективні обчислення – це обчислення, що стосуються, виникають або впливають на емоції або інші емоційні явища.

Емоції є фундаментальними для людського досвіду, впливаючи на пізнання, сприйняття і щоденні завдання, такі як навчання, спілкування і навіть раціональне прийняття рішень. Зараз розробляють нові технології та теорії, які сприяють базовому розумінню впливу емоцій на людину та їх ролі в людському житті.

Виникає потреба відновити належний баланс між емоціями та пізнанням у розробці технологій для задоволення потреб людини.

Дослідження зараз проводяться в таких напрямках:

- 1) Розробка нових способів спілкування людей з афективно–когнітивними станами, зокрема, шляхом створення нових сенсорних носіїв і нових алгоритмів машинного навчання, які спільно аналізують мультимодальні канали інформації;
- 2) Створення нових методів для опосередкованого оцінювання фрустрації, стресу та настрою через природну взаємодію та спілкування;
- 3) Визначення, як комп'ютери можуть бути більш емоційно розумними, особливо реагуючи на фрустрацію людини таким чином, щоб допомогти зменшити негативні почуття;
- 4) Винайдення персональних технологій для покращення самосвідомості афективного стану та його вибіркового спілкування з іншими;
- 5) Підвищення розуміння того, як потреби впливають на особисте здоров'я;
- 6) Новаторські дослідження, що вивчають етичні питання в афективному обчисленні [1].

## 1.1 Висновок до розділу

Повноцінне спілкування між людьми неможливо без прояву і аналізу емоцій, але точне розпізнавання стану людини створить нові можливості, що до спрощення та удосконалення життя людини. Також, емоції є основним чинником до здоров'я людини. Саме тому, визначення стану людини є дуже важливим.

## 2 ТЕХНІКА ТА МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ

### 2.1 Електроенцефалографія

Електроенцефалограма (ЕЕГ) – це графічний запис активності головного мозку створений на основі реєстрації його електричних потенціалів. Ця методика дає можливість дослідити роботу, як нервової системи загалом, так і окремих її центрів.

Дослідження ЕЕГ здійснюється за допомогою енцефалографа. Запис ЕЕГ відбувається на основі вимірювання різниці потенціалів між двома різними точками головного мозку. Для цього використовуються спеціальні електроди, які закріплюються у відповідних точках голови піддослідного за допомогою спеціального шолома або шапки. Варто зазначити, що ці електроди покривають конвексимальну поверхню головного мозку. Поверхню між електродами та шкірою голови покривають спеціальною електродною пастою. Електроенцефалографія вимірює як частоту, так і амплітуду електричної активності, що генерується з людського мозку. Переваги використання ЕЕГ для проведення експериментального тестування неінвазивність, простота, швидкість та невелика вартість для суб'єктів. З цих причин ЕЕГ стає кращим методом при вивченні реакції мозку на емоційні подразники.

ЕЕГ ефективно використовувати при впливі на людину лише одного конкретного чинника. Інакше це може призвести до активності різних областей кори головного мозку, що спричинить труднощі у визначенні впливу конкретного чинника на стан людини. Тому недоліком цієї методики є те, що під час проведення дослідів необхідно забезпечити нерухомий стан піддослідного у стані спокою та з розслабленими м'язами.

Основною характеристикою, яку відображає ЕЕГ, є біопотенціали мозку. Вони виражаються у вигляді частоти коливань певних ритмів, їх амплітуди та тривалості.

Основними з них є:

1) Дельта-ритм (0,5 – 3 Гц, 150 – 200 мкВ) – спостерігатися при деяких формах стресової ситуації, при вирішенні складних інтелектуальних завдань, під час глибокого сну або наркозу, чітко виявляється при гальмівних станах кори, пухлини;

2) Тета-ритм (4 – 7 Гц, 100 – 150 мкВ) – переважає під час дрімоти та короткого сну, особливим чином пов'язаний з процесом запам'ятовування, тому що однієї зі структур, що генерують тета-ритм, є гіпокамп, який бере участь в процесі запам'ятовування. В гіпокампі тета-ритм має максимальну амплітуду і вираженість.

3) Альфа-ритм (8 – 13 Гц, 30 – 150 мкВ) – чітко відображається при заплющених очах та розслаблених м'язах. З появою світлового подразника чи розумового навантаження він затухає. Також вважають, що альфа ритм генетично обумовлений і високо індивідуалізований. Вважається, що він відображає стан спокійного неспання з закритими очима, і найбільш виражений в потиличних відділах мозку. Пригнічення альфа активності відбувається при розумовій діяльності, орієнтовній реакції або фармакологічному порушенні нервової системи.

4) Бета-ритм (14 – 30 Гц, 10 – 30 мкВ) – амплітуда коливань збільшується при появі емоційного чи розумового навантаження. Вважають, що найбільш сильне збільшення потужності бета-ритму відбувається при стресі.

5) Гамма-ритм (30 – 50 Гц, 30 – 50 мкВ) – збільшується при розумових навантаженнях, які потребують концентрації уваги та надмірного емоційного збудження.

Наявність певних ритмів відображає специфічний стан людини. Так, наприклад, у стані спокою зазвичай переважають бета та гамма ритми. Також під час переходу організму від одного стану до другого починають переважати ті чи інші ритми. Таким чином, за різними даними емоційні реакції, стану тривожності, напруженості, стресу, знаходять своє відображення у всій ритміці ЕЕГ.

### 2.1.1 Техніка та методика електроенцефалографії

Запис електричних сигналів активності головного мозку людини веде свою історію з 1924 року, коли австрійський фізіолог і психіатр Ганс Бергер помістив електроди на голову пацієнта і за допомогою гальванометра отримав першу електроенцефалограму. З тих пір дослідження в галузі електроенцефалографії сильно просунулися, а ЕЕГ стала найціннішим інструментом діагностики і лікування пошкоджень спинного мозку, інсультів і розладів головного мозку, таких як епілепсія, шизофренія, хвороба Альцгеймера і хвороба Паркінсона. Сигнали ЕЕГ також є основою інтерфейсів мозок – комп'ютер в реабілітаційних і розважальних програмах. В останні роки зріс інтерес до застосування ЕЕГ для біометричного розпізнавання особистості.

Електроенцефалографи бувають стаціонарні (що дозволяють проводити дослідження виключно в спеціально обладнаному кабінеті) і портативні (дають можливість діагностики безпосередньо біля ліжка хворого). Електроди в свою чергу ділять на пластинчасті (мають вигляд металевих пластин діаметром 0.5–1 см) і голчасті.

Час діагностики варіюється в залежності від цілей. Найчастіше її здійснюють вранці або вдень, але в ряді випадків потрібно визначити електричну активність мозку безпосередньо під час сну.

Дослідження проводять в спеціально обладнаному кабінеті, захищеному від шуму і світла. У кабінеті присутні тільки пацієнт і лікар, але в деяких клініках навіть лікар знаходиться за його межами, підтримуючи зв'язок з обстежуваних за допомогою відеокамери та мікрофону.

Пацієнт зручно влаштовується в кріслі або лягає на кушетку. На голову йому надягають спеціальну «шапочку»: електроди, з'єднані один з одним мережею дротів. Починають дослідження.

Спочатку, щоб оцінити характер артефактів (технічних погіршень) від моргання, лікар просить обстежуваного кілька разів закрити і відкрити очі. Визнавши це питання завершеним, він пропонує пацієнту закрити очі і сидіти / лежати спокійно, не здійснюючи жодних рухів. Дослідження проводиться нетривалий час, тому дорослому пацієнту, як правило, нескладно виконати цю умову діагноста [2].

У цифрових електроенцефалографах ЕЕГ записується на диск комп'ютера з одночасним виведенням зображення на екран. Після закінчення реєстрації потрібні сторінки запису можуть бути виведені у вигляді паперової копії з допомогою принтеру.

На рис. 2.1 представлена типова структурна схема цифрового електроенцефалографа. Найчастіше такі системи будуються на основі персонального комп'ютера, рідше – на основі вбудованого процесорного блоку.

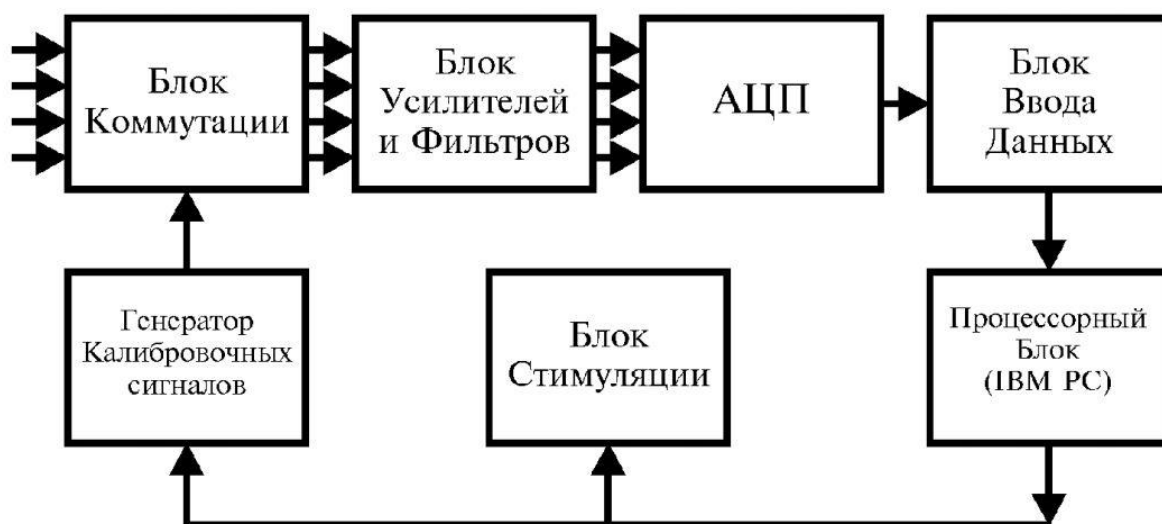


Рисунок 2.1 – Структурна схема цифрового електроенцефалографа

Цифрові електроенцефалографи, як і аналогові, мають входні коммутатори, попередні підсилювачі і фільтри. Аналого Цифровий Перетворювач (АЦП)

забезпечує можливість використання комп'ютера для подальшої обробки і зберігання сигналів.

При достатній швидкодії комп'ютера і каналу введення даних фільтрація сигналів може проводитися програмно, що спрощує побудову аналогових фільтрів, забезпечує стабільність характеристик тракту обробки сигналів, дає можливість оперативного регулювання частотної характеристики [3].

### 2.1.2 Зміни ЕЕГ при емоціях

Існують уявлення і про різноспрямовану динаміку потужності альфа-ритму при різних емоціях: посилення при агресії і радості і ослаблення при тривозі і печалі. В останні роки афективні реакції кожної валентності в свою чергу поділяють на дві групи: approach і nonapproach. При цьому, якщо в разі approach форми позитивного афекту виявлено посилення активації лівої лобної ділянки, то при nonapproach (наприклад перегляд кліпу) фронтальна асиметрія не відрізнялася від фоновій.

Менше робіт присвячено аналізу інших діапазонів ЕЕГ. Так описано посилення потужності бета-ритму при наростанні стану стресу або при уявному відтворенні позитивно-емоційних подій у порівнянні з негативно-емоційними [4]. Разом з тим показано, що характер змін не прямо залежить від ступеня емоційної напруги.

Різні автори відзначали різну динаміку тета-ритму при виникненні емоцій у людини. У разі уявлення попередньо показаних позитивно емоціональних фільмів відзначено відносне зниження потужності тета-ритму в скроневих відділах правої півкулі. При емоційному напруженні, пов'язаному з можливістю покарання струмом, в групах випробовуваних, що розрізняються якістю діяльності в цьому



стані, відбувається або тільки зниження тета–ритму в потиличних областях, або додатково, підвищення його потужності в лівій лобовій області.

Відносно когерентних характеристик ЕЕГ при різних емоціях показано збільшення когерентності при уявному страху і її зниження при реальному, зростання при агресії, радості, сексуальному збудженні і зниження при тривозі і печалі [5].

Незважаючи на досить великий обсяг накопиченого фактичного матеріалу, який стосується змін ЕЕГ людини при виникненні емоцій, отримані дані часто важко інтерпретувати насамперед через необхідність відрізнити ці зміни від подібних які виникають при неемоційних навантаженнях. Особливо завдання не просте в разі пред'явлення досить складних емоціогенних завдань, що включають когнітивні компоненти, які відіграють часом найбільш істотну роль.

## 2.2 Електрокардіографія

### 2.2.1 Техніка та методика електрокардіографії

Для реєстрації ЕКГ використовують електрокардіографи – прилади, за допомогою яких проводиться прийом сигналів електричної активності через кабель відведень. Найчастіше реєстрація здійснюється в стані спокою в положенні лежачи. Для запису ЕКГ у спортсменів під час тренувального процесу і у космонавтів в космічному польоті були створені спеціальні прилади, принципом дії яких є передача ЕКГ на відстань за допомогою радіозв'язку. Аналізуючи варіабельність серцевого ритму по ЕКГ, можна оцінити рівень стресу. Для вивчення функціонального стану організму у спортсменів порівнюють записи до і під час тренувань.

Тканина є хорошим провідником електрики, через це для запису ЕКГ електроди можна прикладати не тільки безпосередньо до тіла в області серця, а й до рук або ніг.

При проведенні експериментів вибирають одне з трьох стандартних відведень (рис. 2.2):

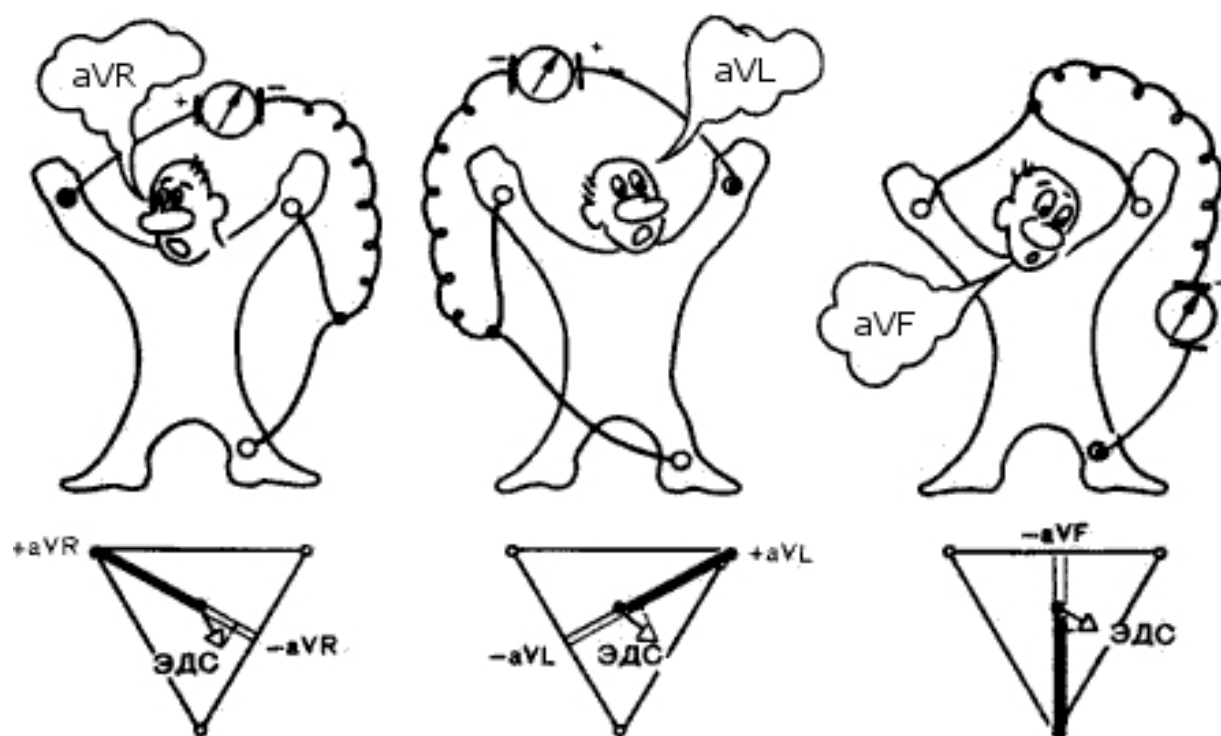


Рисунок 2.2– Стандартні відведення, використовувані в електрокардіографії

- 1) права рука (–) – ліва рука (+);
- 2) права рука (–) – ліва нога (+);
- 3) ліва рука (–) – ліва нога (+).

Знаки (+) і (–) позначають підключення електроду до позитивного або негативного полюсів гальванометра. Три стандартних відведення утворюють рівносторонній трикутник з вершинами, що відповідають правій руці, лівій руці і лівій нозі. Також реєструють посилені (однополюсні) відведення від кінцівок:

- 1) aVR – посилене відведення від правої руки;

- 2)  $aVL$  – посилене відведення від лівої руки;
- 3)  $aVF$  – посилене відведення від лівої ноги.

Використовувані позначення походять від перших букв англійських слів:  $a$  – augmented (посилений),  $V$  – voltage (напруга),  $R$  – right (правий),  $L$  – left (лівий),  $F$  – foot (нога). Регіструючий електрод визначає різницю потенціалів між конкретною точкою електричного поля (до якої він підведений) і електричним нулем.

Безпосередньо запис ЕКГ при розумових і емоційних навантаженнях на організм відбувається наступним чином. Зазвичай записуються сигнали середньої тривалості. Реєстрація проводиться в положенні лежачи або сидячи при розумових навантаженнях (уявний рахунок), додавання емоційно значимої інформації (слова, текст) і т. д [6].

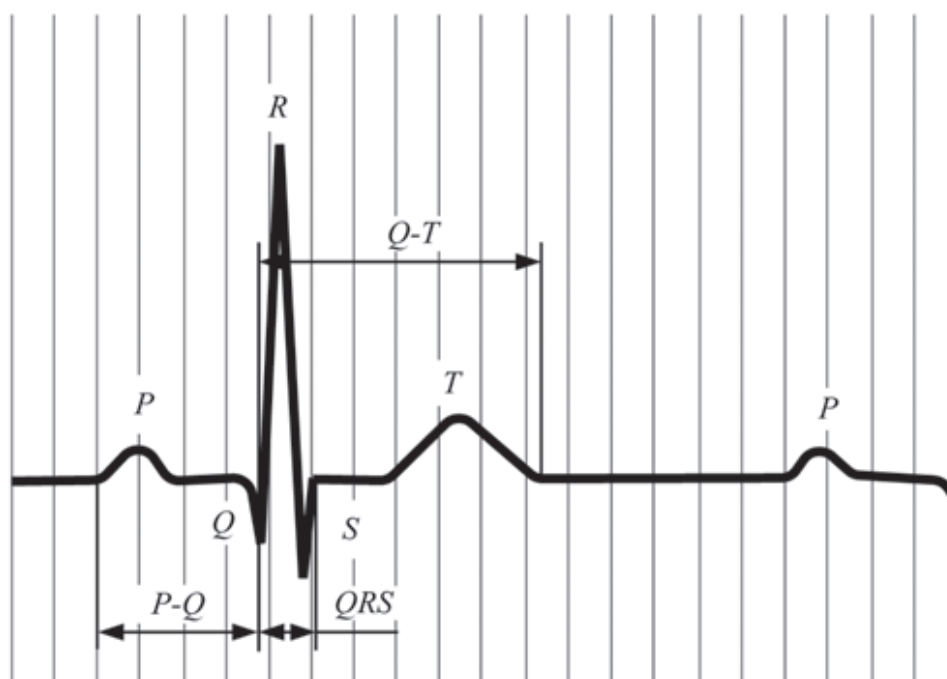


Рисунок 2.3 – Фрагмент запису ЕКГ

Однією з характеристик запису ЕКГ є специфічні зміни потенціалів, які відображаються у вигляді зубців. Саме їх характеристики, такі як амплітуда, тривалість, відстань між ними тощо, є відображенням роботи серцевого м'яза. Їх

зміни у здорової людини відображають фізичні та психофізіологічні навантаження на організм. Так, при фізичному навантаженні спостерігається збільшення зубців Р і Т та зменшення інтервалу між зубцями Р і Q, а при емоційній реакції – зниження зубців Р та Т і зміщення вниз інтервалу між зубцями S та T. Своєю чергою зміни зубця Т відображає розвиток втоми та психічного напруження. Основною властивістю біологічних процесів людини, яка відображає необхідність пристосування й адаптації організму до умов, в яких вона перебуває називається варіабельністю серцевого ритму (далі –ВСР). На його основі можна дослідити ефективність взаємодії серцево–судинної системи з іншими системами організму людини. Аналіз ВСР полягає у дослідженні R–R інтервалів електрокардіограми, тобто тих, що відображають нормальні скорочення. А значить, завдяки йому можна визначити тривалість серцевого циклу. Існує велика кількість методів дослідження та оцінки ВСР. Найбільш поширеними з них є: статистичні, геометричні, спектрального аналізу, автокореляційного аналізу, варіаційної пульсометрії тощо.

Часто використовується метод запропонований Р.М. Баєвським. Він базується на комплексній оцінці функціонального стану людини на основі встановлення показника активності регуляторних систем (далі – ПАРС) організму. Відображає активацію адаптаційних механізмів організму на дію певних чинників впливу та різного роду навантажень. Цей показник оцінює стан організму людини умовними одиницями за десятибальною шкалою:

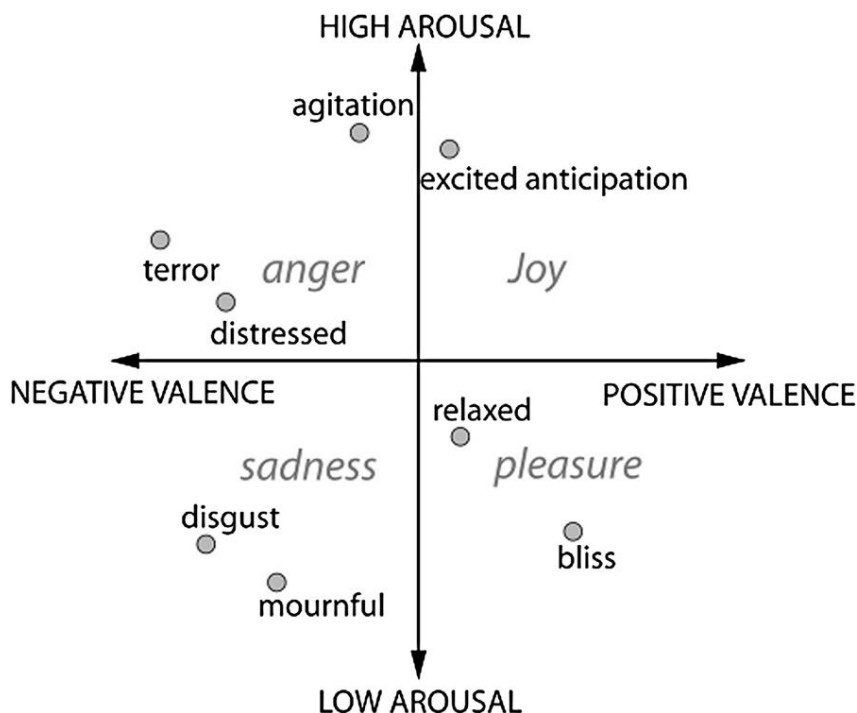
- 1) 1, 2, 3 – стан регуляторних систем у межах оптимального напруження, необхідного для взаємодії організму людини з середовищем;
- 2) 4, 5 – помірне напруження при якому організм потребує додаткових функціональних резервів для адаптації до умов середовища. Такий стан організму спостерігається під час адаптації на початку робочого дня до трудової діяльності та при емоційних стресах;
- 3) 6, 7 – виражене напруження регуляторних систем, за якого мобілізуються захисні механізми організму;

- 4) 8,9,10 – стан виснаження регуляторних систем, зрив адаптації. Такий стан організму характеризується зниженням активності механізмів регуляції та спостерігається накопичення втоми та нервового перенапруження. Захисні і адаптаційні механізми організму не справляються і не можуть адекватно відреагувати на вплив зовнішніх чинників.

Таким чином, ЕКГ отримала широкого застосування в різних галузях науки, де присутнє дослідження функціонального стану людини [7].

### 2.2.2 Зміни ЕКГ при емоціях

В статті дослідники широко орієнтувалися на дві моделі емоцій – дискретної і просторової. Дискретна модель включає в себе шість основних емоцій (щастя, смуток, страх, подив, відраза, гнів), які являються загальноприйнятими. Всі інші емоції вважаються частиною цих основних емоцій. Просторова модель, як на рис. 2.4, малює емоції на двох шкалах – валентності і збудженні. Валентність (valence) позначає полярність емоцій, а збудження (arousal) позначає інтенсивність емоцій.



Ця модель визначає емоції на двовимірному просторі – валентності і збудженні. Валентність позначає полярність емоцій (позитивні чи негативні), а збудження – інтенсивність (висока або низька).

Рисунок 2.4 – Мірна модель емоцій

Дослідники використовують нелінійний аналіз в різних областях обробки біосигналів для оцінки частоти серцевих скорочень, ниркової активності, ниркового кровотоку, артеріального тиску, м'язової активності і стресу за допомогою таких сигналів, як ЕКГ, варіабельність серцевого ритму (BCP), ЕЕГ, електроміограма (ЕМГ) і частота дихання. Нелінійний аналіз, заснований на теорії хаосу, допомагає виявити імовірно, нерегулярні поведінки, які є в системі. Нелінійні особливості, такі як наближена ентропія (ApEn, Approximation Entropy), найбільша експонента Ляпунова (LLE, Largest Lyapunov Exponent), кореляційна розмірність (CD, correlation dimension), показник Херста (H, Hurst) і помилка нелінійного прогнозування – передають інформацію, пов'язану з такими властивостями, як подібність, передбачуваність, надійність і чутливість сигналу.

Показник Херста аналізує плавність часового ряду і ґрунтується на властивостях самоподібності та кореляції. Він також оцінює наявність або відсутність дальньої залежності та її ступінь на часових рядах. Емоції, які є тимчасовими, що відбиваються у фізіологічних сигналах, можуть бути оцінені шляхом розуміння ступеня подібності та короткострокових кореляцій, які можна виміряти за допомогою параметра Херста. Для отримання значення показника Херста використовуються різні методики, засновані на статистиці діапазонів масштабування, розмірності скінченної дисперсії (FVS, finite variance scaling), вейвлет–перетворення (WT, wavelet transform) і емпіричному режимі розкладання (EMD, empirical mode decomposition). Для цього було використано аналіз комплексу QRS (відображає процес деполяризації шлуночків), емоційних сигналів ЕКГ з використанням двох широко використовуваних методів – статистики діапазонів масштабування (RSC, scaling range statistics) і масштабування кінцевої дисперсії (FVS).

$$\text{AccuracyEmotion} = \frac{\text{Number of correctly classified samples}_{\text{Emotion}}}{\text{Total number of tested samples}_{\text{Emotion}}} \times 100, \quad (2.1)$$

де емоція (emotion) – відноситься до шести емоційних станів, а саме щастя, смутку, страху, здивування, відрази і нейтральності. Середню точність обчислювали, взявши середню точність всіх шести емоційних станів;

Це дослідження вказує на те, що ЕКГ–сигнали є надійними при виявленні справжнього емоційного стану людини. Детально описано розробку протоколу збору даних для виявлення шести емоційних станів (щастя, смуток, страх, подив, відраза та нейтральності) та методології збору даних. Запропоновано два нових методи обчислення нелінійної особливості Херста шляхом об'єднання нормованих параметрів статистики вищого порядку (HOS, Higher Order Statistics) і традиційних методів обчислення Херста. Виконання різних функцій було проаналізовано за допомогою чотирьох класифікаторів – регресійного дерева, байєсівських

класифікаторів, k–найближчого сусіда (KNN, K-Nearest Neighbors) і нечіткого k–найближчого сусіда (FKNN, Fuzzy K-nearest Neighbor). Херст, розрахований з використанням FVS і HOS, дає кращі результати 92,87% і 76,45% для випадкової та незалежної перевірки відповідно, використовуючи класифікатор FKNN. Обчислення Херста шляхом комбінування HOS з традиційними методами зберігає перевагу як HOS, так і нелінійного методу, що дозволяє визначити хвилинні емоційні зміни, які відбуваються в будь-яких здорових даних ЕКГ. Цей алгоритм можна вивчати далі, намагаючись об'єднати HOS з іншими нелінійними характеристиками [8].

### 2.3 Шкіро–гальванічна реакція(ШГР)

Електрична активність шкіри раніше іменувалася як шкірно–гальванічна реакція (ШГР), яка вимірюється з поверхні долоні, широко використовується в якості індикатора емоційних станів людини. За величиною ШГР можна визначити рівень емоційної напруги людини. У той же час по ШГР практично не можливо встановити якісну характеристику пережитої емоції, тобто сказати, яку саме емоцію відчуває людина. ШГР не може служити показником однозначного визначення специфічності емоцій, а є індикатором неспецифічної активації. По суті ж ШГР є біоелектричною реакцією, яка є показником активності вегетативної нервової системи (ВНС). Процес потовиділення призначений для терморегуляції організму, а також проявляється при зміні рівня психо–емоційної напруги. В силу того, що активність ВНС не підвладна свідомому корегуванню, показання датчика ШГР відносять до високого рівня достовірності.

ШГР вважається цінним біометричним сигналом при оцінці емоційної поведінки. За допомогою ШГР можна використовувати несвідому, інстинктивну поведінку, яка не перебуває під когнітивним контролем. Провідність шкіри виключно модулюється автономною нервовою системою, яка керує фізичними



процесами, когнітивними й емоційними станами, а також чуттєве сприйняття знаходиться повністю на підсвідомому рівні. Людина просто не може свідомо контролювати рівень провідності шкіри. Саме ця обставина робить ШГР ідеальним маркером емоційного збудження, оскільки він пропонує «чисте» розуміння фізіологічних і психологічних процесів людини.

### 2.3.1 Техніка та методика вимірювання ШГР

У психофізіології ШГР застосовується як показник «емоційного» і «діяльнісного» потовиділення і реєструється зазвичай з кінчиків пальців або з долоні біполярними неполярізуючими електродами, хоча також може вимірюватися з підшов ніг, з чола і в області пахвових западин. В силу циклічного характеру виділення поту потовими залозами, записи ШГР мають коливальний характер. При застосуванні методу Фере з додатком зовнішнього струму (екзосоматичний метод) показниками вважається провідність (ПрШ) або опір шкіри (ОШ), при використанні методу Тарханова (ендосоматичний метод) – електричний потенціал шкіри (ПШ) [9].

Що стосується шкірно–гальванічної реакції, є кілька досліджень, які пропонують різні методи визначення рівнів стресу шляхом вимірювання провідності шкіри [10]. У дослідженні [11] для визначення рівня поту, діагностуючого порушення в роботі потових залоз. Є й інші медичні експерименти, засновані на провідності шкіри, для контролю епілепсії: спітнілі руки можуть бути першим сигналом наступаючого епілептичного нападу [12] або для допомоги в діагностування та лікування хворих біполярним розладом. Об'єднавши піт з рук з температурою шкіри, можна вдосконалити поліграф [13].

Пристрої ШГР зазвичай складаються з двох електродів, підсилювача (для посилення амплітуди сигналу) і аналого–цифрового перетворювача. Прилад ШГР

може підключатися до комп'ютера через USB-порт або бути бездротовим пристроєм, який додатково містить модулі передачі даних для зв'язку з записуючим комп'ютером (наприклад, з використанням протоколу Bluetooth). В основному, пристрої ШГР пропонують різні варіанти розміщення датчиків. У той час як деякі апарати ШГР дозволяють довільно розміщувати датчики в будь-якому з місць, які згадувалися вище, у інших апаратів є електроди, жорстко встановлені в браслетах або еластичних ремнях.

Не існує рішення «один прилад ШГР підходить всім» – вибір залежить від дослідницького питання і конкретних вимог дослідження, який апарат вибрати, щоб отримати найбільш підходящі дані ШГР.

Проте, незалежно від того, який прилад ШГР використовується, завжди корисно дати оцінку якості сигналу ШГР в режимі реального часу перед початком експерименту, щоб перевірити потенційні проблеми і візуалізувати вплив дихання, рухів і розмови респондента. Завжди проводити попередній тестовий запис, щоб перевірити якість даних і переконатися, що все працює правильно.

### 2.3.2 Зміни ШГР при емоціях

Наше серцебиття збільшується, наші зіниці розширюються, наші м'язи напружені, все це відбувається за допомогою сигналів, що відправляються з нашого мозку. Наше тіло працює в координації, що і дає можливість вільно існувати в світі.

Подібним чином наша шкіра генерує сигнали, які можуть бути визвані в результаті інших стимулів в нашому тілі. Це те, на чому зосереджується гальванічна шкірна реакція (GSR, galvanic skin response або EDA, electrodermal activity – електродермальна активність). Сигнали є наслідком електричних струмів нашої шкіри у зв'язку зі зміною активності потових залоз.

Ці зміни в активності потових залоз пов'язані з іншим джерелом активності – змінами в наших емоційних станах. Ці емоційні стани походять з головного мозку, як початковий тригер для цих подій.

Існує широкий діапазон досліджень, що показують зв'язок між емоційним станом людини та змінами в діяльності ШГР. Крім того дослідження, які вміщують результати багатьох даних, вказують в значній мірі генералізовану реакцію ШГР на емоційне збудження.

Далі розглянемо експерименти, що покажуть зв'язок між емоціями та ШГР. Для простоти пояснення розглянемо 6 основних емоцій, запропонованих Екманом.



Рисунок 2.5 – Основні емоції за Екманом

В одному з декількох етично–сумнівних дослідів, учасникам було надано неправдивий, але загрозливий медичний діагноз, в той час як їх ШГР та частота серцевих скорочень і дихання було записано. Вони виявили, що цей сценарій, викликаний страхом, підвищив загальний рівень діяльності ШГР.

Інший дослід обдурив учасників, повідомивши їх, що причиною дослідження було перевірити їх кров'яний тиск і просто розслабитися. Всі слідували вказаному, після цього відбувся невеликий електричний удар, який був доставлений учаснику, і експериментатор «вигукнув з тривогою, що це небезпечне високовольтне коротке замикання». У статті також сказано: «Експериментатор створив атмосферу тривоги і плутанини». Напевно достатньо, щоб викликати страх.

Учасники, звичайно, потім були повністю проінформовані про сценарій. Результати показали збільшення активності ШГР у відповідь на страшну ситуацію. Обидва результати показали, що почуття страху пов'язане з підвищенням активності ШГР, забезпечуючи перевірку цього емоційного стану.

Вимірювання огиди вимагає сильного шлунка. Як зазначають у роботі [14], існує два основні способи, за якими в учасників виникає огида, або через предмети, пов'язані з забрудненням або «зображеннями брудних туалетів, тарганів, личинок на їжі, неприємних запахів, виразів обличчя» або зоровими сценами «ін'єкції, сцени каліцтва, кривавих ушкоджень».

У трохи більш комфортному контексті дослідження, проведене [15]. Вчені використовували подання зображень міміки, що демонструють специфічні емоції, як подразники. Учасникам було доручено спробувати відчувати емоцію, яка була відображена. Використовуючи ряд заходів вегетативної нервової системи, включаючи ШГР, температуру шкіри та дихання, дослідники виявили специфічне збільшення активності ШГР для умов, пов'язаних з огидою.

В роботі [16] провели дослідження, в якому учасникам було презентовано щасливу та сумну музику, у той час як було зібрано низку вимірів, включаючи ШГР та частоту серцевих скорочень. Вони виявили значне підвищення активності ШГР з точки зору РПШ (реакція на провідність шкіри) у щасливому музичному стані в порівнянні з сумною музичною умовою.

Інші дослідження також пов'язували відчуття щастя з підвищеними відповідями ШГР, часто використовуючи мультимодальний підхід, щоб визначити,

чи можна імітувати емоційні мімічні прояви обличчя. Дослідження чітко показують зв'язок між підвищеним рівнем активності ШГР та почуттям щастя.

Хоча кожна з інших основних емоцій падає по емоційному континууму як позитивне (щастя) або негативне (гнів, відраза, страх, смуток), здивування – це емоція з нейтральною валентністю. Проте ще має бути зроблено безліч додаткових досліджень, щоб зробити остаточні висновки про цю емоцію та її відношення до рівнів діяльності ШГР.

Докази про рівень активності ШГР, пов'язані з почуттями суму, відносно більш змішані, ніж інші вищезгадані емоції. Це частково пояснюється очевидними відмінностями в смутку, пов'язану з плачем і печаллю, яка не пов'язана з плачем – перша часто проявляється з підвищеністю активності ШГР, в той час як остання пов'язана зі зниженням активності ШГР.

В одному з досліджень використовувався фільм «The Champ», фільм, який широко використовувався для того, щоб викликати почуття смутку. Вони виявили зниження активності ШГР для учасників.

Інші дослідження використовували аналогічний підхід і повідомляли про подібні висновки, але з фільмом «Bambi».

У висновку – можна сказати що вищенаведені дослідження чітко показують тенденцію до збільшення активності ШГР, пов'язаної з емоційною інтенсивністю (чим чіткіше людина відчуває емоцію, тим більше ймовірність відобразити помітну зміну в діяльності ШГР). Хоча і дослідження не можуть дати остаточно правильну індикацію тої чи іншої емоції, одне з досліджень видно точно, що частіше ШГР зростає у зв'язку дії на людину різного роду подразників [17].

## 2.4 Аналіз емоцій по відео/зображенням

Вирази обличчя та емоції розглядаються як основний засіб для оцінки настрою та психічного стану людини замість слів. За допомогою виразу обличчя можна передати основні емоційні стани, які відчуває людина. Міміка людини розглядається як граматична функція і є частиною граматики невербальної мови. Аналіз виразів обличчя є ключовим елементом нейролінгвістичного програмування (НЛП), методом поліпшення поведінки і життя людини за допомогою психологічних методів.

Людські емоції залежать від міміки і можуть бути використані для судження про емоції людини. Очі розглядаються як важлива частина людського обличчя для вираження різних емоційних станів. Швидкість миготіння очей використовується для аналізу нервової емоції людини. Так само безперервний контакт очей вказує на фокус людини. Сором або визнання втрати також пов'язані з очима і часто видно, коли очі людини повернуті вниз. Однією з найбільш універсальних емоцій є щастя, яке виражається посмішкою разом з серповидними очима. Інша емоція, відома як відраза, може також вказуватися різними способами, як брови, що потягнуті вниз або підморгують очима.

Розглянемо базові поняття, що лежать в основі методів автоматичного розпізнавання емоцій. Емоції відображають ставлення людини до різних явищ. Вони характеризуються суб'єктивними переживаннями людини, не пов'язані безпосередньо з порушенням певних рецепторів, можуть виникати спонтанно. При однаковому впливі одних і тих же факторів на різних людей емоції можуть викликати у них різні переживання.

Відповідно до теорії емоцій Роберта Плутчика, основними емоціями є радість, смуток, страх, довіру, очікування, подив, злість, невдоволення. Емоції виявляються по-різному і в комбінації один з одним можуть вийти зовсім нові емоційні стани.

Специфічною відповіддю людини на ситуації, що зачіпають її інтереси, є емоційна реакція, стримати або подавити яку при певних обставинах можна тільки з великими труднощами. Також існують такі емоційні прояви, які майже не піддаються контролю. Вчені прийшли до висновку, що люди досить послідовні в вираженні своїх емоцій: вони однаково морщать носи в замішанні або хмурить брови, розсердившись.

Автоматичне розпізнавання виразів обличчя є вимогливим і цікавим напрямком в області комп'ютерного зору, а також інтерфейсу комп'ютерного мозку. Методи розпізнавання виразів обличчя, засновані на комп'ютерному зорі, мають певні обмеження, такі як позиціонування камери, мобільність користувача та конфіденційність. В системі розпізнавання виразів на основі комп'ютерного зору, користувач повинен знаходитися в діапазоні камери для запису його / її виразів обличчя, наприклад, 60 см і 80 см. «Положення голови та підборіддя користувача для стабілізованого положення голови обмежує мобільність користувача. З іншого боку, система розпізнавання виразів на основі ЕЕГ вирішила ці обмеження, давши користувачу змогу рухатися.»

Одним з основних способів розпізнавання емоцій людини іншою людиною є аналіз візуальної інформації. Тому автоматизація цього процесу очевидно повинна бути заснована на використанні методів і засобів комп'ютерного зору. Комп'ютерне зір є науковою областю, в рамках якої ведуться дослідження по вивченню теорії і фундаментальних алгоритмів аналізу зображень об'єктів і сцен. Часто також замість поняття «Комп'ютерний зір» використовують «Машинний зір» або «Технічний зір». Однак останні поняття відносяться до більш загальної науково–практичної області, що охоплює всі етапи розробки систем, які базуються на обробці і аналізі відеоінформації.

В даний час активно розвивається робототехніка. При цьому слід зазначити, що основний напрямок наукових і практичних робіт пов'язано зі створенням інтелектуальних роботів. Раніше основною сферою застосування робототехнічних систем була промисловість. З розвитком нових технологій з'явилися побутові

роботи, прикладом яких може служити робот–пилосос, оснащений засобами машинного зору. Машинне зір в робототехнічних системах призначене в першу чергу для визначення поточного положення, аналізу навколишнього оточення, об'їзду перешкод, виявлення заданих предметів і т. д. Розпізнавання емоцій людини побутовим роботом природним чином дозволяє підвищити ступінь інтелектуалізації їх взаємодії, наприклад, для забезпечення правильного реагування на стан людини. Особливо актуально правильно визначити стан людини у випадках, пов'язаних з небезпекою для його життя. В якості одного з прикладів можна привести системи розпізнавання втоми людини, якими оснащуються деякі сучасні автомобілі. Подібні системи дозволяють в ряді випадків уникнути аварій, викликаних неуважністю, сонливістю або поганим самопочуттям водія. Аналіз здійснюється на основі результатів обробки зображень обличчя людини, отриманих з відеокамери.

Ще однією сферою застосування методів автоматичного розпізнавання емоцій є забезпечення безпеки людей за допомогою автоматизованих охоронних систем. Сучасні охоронні системи часто мають в своєму складі засоби реєстрації та аналізу відеоданих. Однак, як правило, в таких системах рішення приймається людиною–оператором. Це може привести до зниження точності і оперативності реагування на різні ситуації, пов'язані з поведінкою людей на охоронюваних територіях. Підвищити ефективність охоронних систем можна за рахунок підвищення ступеня автоматизації процедур, що забезпечують аналіз зображень. Це дозволяє зробити висновок щодо актуальності створення інтелектуальних детекторів для аналізу позаштатних ситуацій. Серед інших важливих завдань, вирішення яких необхідне забезпечити в конкретних охоронних системах, можна виділити виявлення та супроводження людей, які проявляють емоції, характерні для порушників правопорядку, психічно хворих, терористів і т. д.

Розпізнавання емоцій застосовується також у цілому ряді інших областей, таких як телекомунікації, відеоігри, анімація, психіатрія, автоматизоване навчання і т. д.



Перший крок на шляху до автоматичного розпізнавання емоцій зробив в 1978 році М.Сува. Сува і його колеги представили систему аналізу міміки з послідовності зображень за допомогою двадцяти точок спостереження. Уже тоді дослідники розуміли, що без автоматичного розпізнавання емоцій, комп'ютери залишаються холодними і несприйнятливими до емоційного стану користувачів. Зростаюча міць комп'ютерного зору є важливим першим кроком для наступного покоління комп'ютерів, роботів і систем штучного інтелекту. З існуючих в даний час комерційних рішень можна відзначити програму FaceReader, розроблену голландською компанією Noldus Information Technology. Вона може правильно розпізнавати щасливе, а хто печальний, сердитий, здивоване, перелякане, незадоволене і нейтральне вираз обличчя на зображеннях, також із зображень облич людей визначати їх вік, стать і етнічну приналежність.

Розглянемо базові поняття, що лежать в основі методів автоматичного розпізнавання емоцій. Емоції відображають ставлення людини до різних явищ. Вони характеризуються суб'єктивними переживаннями людини, не пов'язані безпосередньо з порушенням певних рецепторів, можуть виникати спонтанно. При однаковому впливі одних і тих же факторів на різних людей емоції можуть викликати у них різні переживання.

Відповідно до теорії емоцій Роберта Плутчика, основними емоціями є радість, смуток, страх, довіру, очікування, подив, злість, невдоволення. Емоції виявляються по-різному і в комбінації один з одним можуть вийти зовсім нові емоційні стани.

Специфічною відповіддю людини на ситуації, що зачіпають її інтереси, є емоційна реакція, стримати або подавити яку при певних обставинах можна тільки з великими труднощами. Також існують такі емоційні прояви, які майже не піддаються контролю. Вчені прийшли до висновку, що люди досить послідовні в вираженні своїх емоцій: вони однаково морщать носи в замішанні або хмурить брови, розсердившись.

Розпізнавання емоцій за виразом обличчя є складним психічним процесом. Людина без складності може дізнатися іншу людину по обличчю або навіть по ході,

для людини розпізнавання емоцій іншої людини є вже навиком, що купується природним чином, проте для системи це завдання є далеко не простим. Але навіть людина не завжди може правильно розпізнати емоції людини, а це значить, що для системи автоматичного розпізнавання дана задача є куди складніше.

Основний алгоритм автоматичного розпізнавання емоцій складається з наступних етапів:

- 1) Реєстрація зображення;
- 2) Первинна обробка зображення;
- 3) Виділення особи на зображенні;
- 4) Виділення елементів особи;
- 5) Виділення ключових точок на обличчі;
- 6) Класифікація емоцій.

Первинна або попередня обробка зображення включає в себе видалення шумів, геометричні і колірні перетворення. Джерелами шуму можуть бути конструктивні недоліки засобів реєстрації зображень, погане освітлення сцени, механічні дії на устаткування, стан об'єктів інтересу, перешкоди в каналах передачі інформації та інші. Для видалення шумів можна застосувати усереднюючі фільтри або фільтри, засновані на порядкових статистиках. До усереднювальних фільтрів відносяться, наприклад, фільтри, засновані на обчисленні середнього арифметичного, середнього геометричного, середнього гармонійного. До фільтрів, заснованих на порядкових статистиках, відносяться, наприклад, медіанний фільтр, фільтр максимуму, фільтр мінімуму.

Для виділення особи на зображенні найбільш ефективним є метод Віюлі – Джонса, який забезпечує досить хорошу швидкість і високу точність виявлення заданих об'єктів на зображеннях. Метод був запропонований Полом Віолою і Майклом Джонсом в 2001 році і в даний час є основним для пошуку об'єктів на зображеннях. У ньому використовується принцип скануючого вікна. На вхід надходить вихідне зображення розмірністю  $N \times M$  пікселів, в якій кожен піксель має значення від 0 до 255 для кожного колірної каналу (одного колірної каналу для

монохромного зображення і трьох колірних каналів для кольорового зображення). Початкове зображення попередньо обробляється (масштабування, видалення шумів, застосування різних фільтрів і т.п.) і сканується за допомогою ковзного вікна. Ковзне вікно проходить по кожному пікселю зображення і до його кожного положення застосовується класифікатор на основі методу бустінга – посилення слабких класифікаторів.

Процес виявлення особи методом ВіюліДжонса має такі особливості:

- 1) Для швидкого виконання необхідних розрахунків зображення представляються в інтегральному вигляді;
- 2) Пошук потрібних об'єктів на зображеннях здійснюється за результатами аналізу ознак Хаара;
- 3) Для вибору найбільш підходящих ознак при пошуку шуканого об'єкта на певній частині зображення застосовується метод посилення слабких класифікаторів (метод бустінга);
- 4) Для прийняття рішень використовуються прості бінарні класифікатори, які виробляють два значення – «Істинна» та «Брехня»;
- 5) Для швидкого відкидання вікон, де не знайдено особа, використовуються каскади ознак.

При виявленні об'єктів методом Віюлі–Джонса обробляються зображення в інтегральній формі. Інтегральне уявлення дозволяє виконати швидке обчислення сумарної яскравості довільного прямокутника на оригінальному документі з постійним часом, незалежно від розмірів цього прямокутника. Зазначене подання зображення – це матриця, що збігається за розмірами з вихідним зображенням, в кожному елементі якої зберігається сума інтенсивностей всіх пікселів, що знаходяться лівише і вище даного елемента. Елементи матриці розраховуються за такою формулою:

$$I(x, y) = \sum_{0 \leq i \leq x, 0 \leq j \leq y} I(i, j), \quad (2.2)$$

де  $I(i, j)$  – яскравість пікселя вихідного зображення.

Кожен елемент матриці  $I(x, y)$  є сумою пікселів в прямокутнику від  $(0, 0)$  до  $(x, y)$ ;

Ще одна особливість, яку використовували Віола і Джонс в своєму методі – це вейвлети Хаара. Вейвлети Хаара є прямокутні хвилі однакової довжини (один високий інтервал і один низький інтервал).

Прямокутні комбінації, які використовуються для виявлення об'єкта на зображенні, не є справжніми вейвлетами Хаара. Замість цього, вони містять прямокутні комбінації, які краще підходять для завдань розпізнавання. Через цю різницю, ці функції називають не вейвлетами, а функціями або примітивами Хаара. Наявність функції Хаара визначається за допомогою вирахування середнього значення області темних пікселів з середнього значення області світлих пікселів. Якщо різниця перевищує поріг, який визначається в процесі навчання, то говорять, що функція є існуючою. На рис. 2.6 представлені примітиви Хаара.

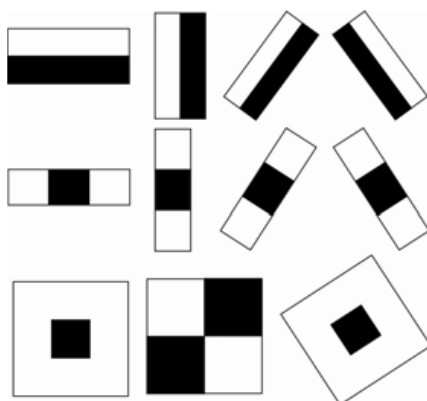
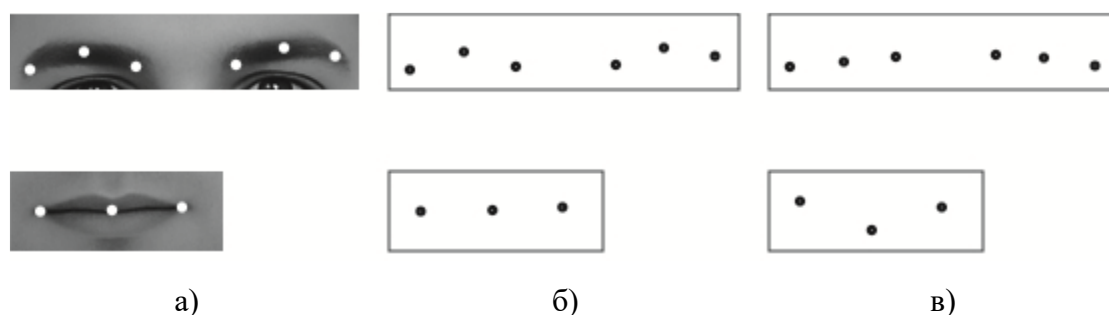


Рисунок 2.6 – Примітиви Хаара

Після того як особу було виділено, необхідно виділити його елементи. Людина проявляє емоції за допомогою брів, очей і рота. Для виділення цих елементів на зображенні особи використовується все той же метод Віоли –Джонса. В якості

вхідного зображення подається зображення особи, виділене на попередньому етапі. Щоб прискорити розпізнавання і зменшити помилкові виявлення, на обличчі задаються певні зони (рот завжди знаходиться в нижній половині обличчя, а брови і очі – у верхній).

Наступним кроком є знаходження ключових точок виділених елементів особи. Визначити емоції можна на основі аналізу декількох ключових точок. Наприклад, на рис. 7 показані комбінації точок брів і рота..



а – зображення брів і рота; б – комбінація ключових точок брів і рота, відповідна їх зображенням;  
в – комбінація ключових точок, відповідна іншим положенням розглянутих елементів на зображеннях

Рисунок 2.7 – Ключові точки елементів обличчя

Виділення ключових точок здійснюється

наступним чином:

- 1) Перетворення кольорового зображення до напівтонової увазі;
- 2) Перетворення з напівтонової форми до бінарним увазі;
- 3) Застосування до бінарним зображенню градієнтної маски;
- 4) Локалізація ключових точок.

Перехід від кольорового зображення до напівтонової виконується на етапі виділення особи. Для отримання бінарного зображення використовується адаптивний поріг. Застосування градієнтної маски до бінарним зображенню

дозволяє отримати контурне уявлення аналізованого елемента. Локалізація ключових точок полягає в визначенні заданої кількості точок, що лежать на контурі елемента. Процес виділення ключових точок проілюстрований на рис. 2.8.

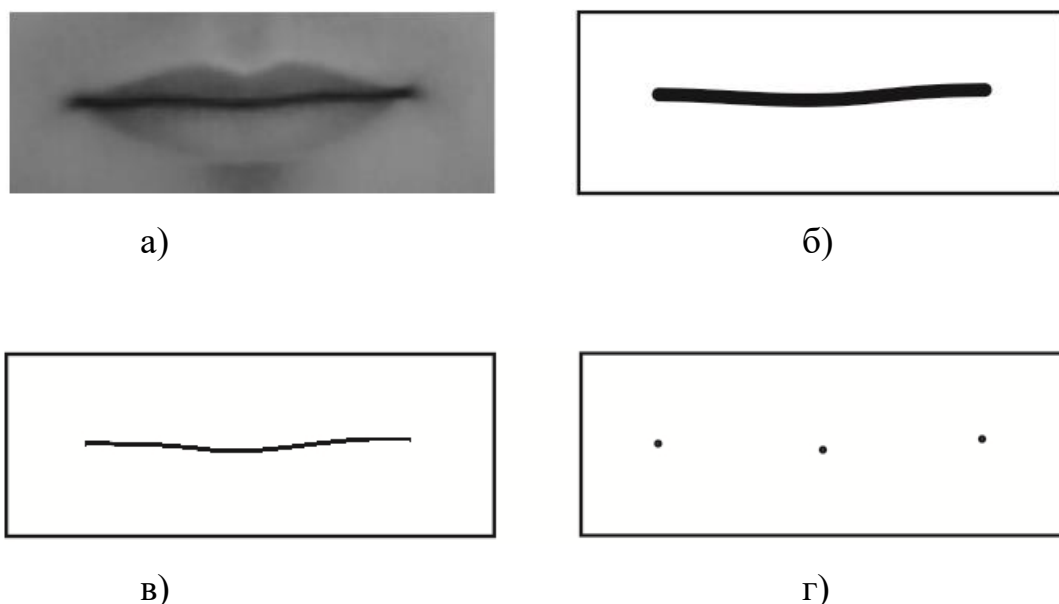


Рисунок 2.8 – Виділення ключових точок:

- а) півтонуване зображення,
- б) бінарне зображення,
- в) застосування градієнтної маски,
- г) локалізація ключових точок

Після виділення ключових точок можна виконати класифікацію емоції. Наприклад, в таблиці 2.1 – представлені характеристики емоцій по поєднанню брови і рота. Проведений підхід до автоматичного розпізнавання емоцій може бути ефективно застосований в різноманітних інтелектуальних людино–машинних системах [18].

Таблиця 2.1 – Характеристики емоцій по поєднанню брови і рота

<b>Емоція</b>	<b>Брова</b>	<b>Ріт</b>
<b>Подив</b>	Піднімається	Відкривається
<b>Страх</b>	Піднімається і іскривиться	Відкривається і розтягується
<b>Відраза</b>	Знижується	Піднімається і кінці знижуються
<b>Гнів</b>	Знижується і скривиться	Відкривається або кінці знижуються
<b>Щастя</b>	Піднімається	Кінці піднімаються
<b>Смуток</b>	Кінці знижуються	Кінці знижуються

#### 2.4.1 Аналіз емоційного стану людини по відео за допомогою машинного навчання

Система розпізнавання емоцій обличчя, представлена у [19], складається з двоступеневого процесу, тобто виявлення обличчя (обмежене обличчя) у зображенні з подальшим виявленням емоцій на виявленій обмеженій поверхні. Наступні дві методики використовуються для відповідних згаданих завдань у системі розпізнавання облич.

- 1) Характерний каскадний класифікатор Хаара: він добре виявляє фронтальну поверхню зображення. Це в реальному часі і швидше в порівнянні з іншими детектором обличчя. Ця стаття використовує реалізацію з Open-CV.

- 2) Модель Xception CNN (Convolutional neural network) ( Mini\_Xception, 2017): Будемо готувати архітектуру моделі CNN класифікації, яка приймає обмежену грань ( $48 \times 48$  пікселів) в якості вхідних даних і прогнозує ймовірності 7 емоцій у вихідному шарі.

Дані складаються з  $48 \times 48$  пікселів сірих зображень облич. Грані були автоматично зареєстровані таким чином, щоб обличчя було більш-менш центрованим і займало приблизно однакову кількість місця на кожному зображенні. Завдання полягає в тому, щоб класифікувати кожне обличчя на основі емоцій, що проявляються в міміці, до однієї з семи категорій (0 = сердитий, 1 = огида, 2 = страх, 3 = щасливий, 4 = сумний, 5 = сюрприз, 6 = нейтральний).

Наведений нижче код завантажує набір даних і попередньо обробляє зображення для подачі його до моделі CNN. У фрагменті коду є два визначення:

- 1) `def load_fer2013` – Він зчитує файл csv і перетворює послідовність пікселів кожного рядка в зображенні розмірності  $48 \times 48$ . Вона повертає обличчя та мітки емоцій.
- 2) `def preprocess_input` – Це стандартний спосіб попередньої обробки зображень шляхом їх масштабування від  $-1$  до  $1$ . Зображення масштабуються до  $[0,1]$  шляхом поділу на 255. Далі, віднімання на  $0,5$  і множення на 2 змінюють діапазон до  $[-1,1]$ .  $[-1,1]$  це кращий діапазон для моделей нейронних мереж у проблемах комп'ютерного зору.

Спочатку в наборі даних, що надається в каналі kaggle, кожне зображення подається у вигляді рядка, який представляє собою рядок  $1 \times 2304$ , який становить  $48 \times 48$  зображень, що зберігаються як вектор рядків.

Запропонована архітектура Mini\_Xception, яка порівняно мала і досягає майже найсучасніших показників класифікації емоцій на цьому наборі даних була запропонована у цій роботі [20].

Сучасні архітектури CNN, такі як Xception, використовують комбінацію двох найбільш успішних експериментальних припущень у CNN: використання залишкових модулів і глибоко розділених згорток.



Існують різні методики, які можна мати на увазі при побудові глибокої нейронної мережі і застосовуються в більшості проблем комп'ютерного зору. Нижче наведено деякі з тих методів, які використовуються під час навчання моделі CNN.

- 1) Збільшення даних : Більше даних генерується з використанням навчального набору шляхом застосування перетворень. Це потрібно, якщо навчальний набір не є достатнім для вивчення представництва. Дані зображення генеруються шляхом перетворення реальних навчальних зображень шляхом обертання, обрізання, зрушень, зсуву, масштабування, перевертання, відображення, нормалізації тощо.
- 2) Kernel\_regularizer : Це дозволяє застосовувати штрафи за параметрами шару під час оптимізації. Ці штрафні санкції включені до функції втрати, яку оптимізує мережа. Аргумент в шарі згортки – не що інше, L2 regularisation як ваги. Це скасовує пікові ваги і гарантує, що всі входи розглядаються.
- 3) BatchNormalization : Він нормалізує активацію попереднього шару в кожному пакеті, тобто застосовує перетворення, яке підтримує середню активацію, близьку до 0, і стандартне відхилення активації, близьке до 1. Вона вирішує проблему внутрішнього коваріатного зсуву. Він також діє як регулятор, в деяких випадках виключає необхідність відсіву. Це допомагає прискорити процес навчання.
- 4) Глобальне середнє об'єднання : воно зменшує кожну карту об'єктів у скалярне значення, приймаючи середнє значення за всіма елементами на карті об'єктів. Середня операція змушує мережу витягувати глобальні функції з вхідного зображення.
- 5) Глибоко відокремлена згортка : ці звивини складаються з двох різних шарів: глибинних звивин і точкових звивин. Глибинні відокремлювані звивини зменшують обчислення по відношенню до стандартних звивин шляхом зменшення кількості параметрів.

Модель дає 65–66% точність набору валідації під час навчання моделі. Модель CNN вивчає особливості емоцій з навчальних зображень.

## 2.5 Висновок до розділу 2

Проаналізувавши достатню кількість літератури стає зрозуміло, що електроенцефалограма дає найбільш точні дані для визначення емоційного стану людини. Адже у всій ритміці електроенцефалограми альфа-, бета- і тета-ритм, вказують, як змінюється стан людини. Тож через це, дослідження саме ЕЕГ має великий сенс у оцінці та аналізі емоцій людини.

## 3 МАШИННЕ НАВЧАННЯ

### 3.1 Види та завдання машинного навчання

Машинне навчання - це сукупність методів, за допомогою яких система може вчитися на прикладах шляхом самовдосконалення і без чіткого кодування програмістом. Прорив полягає в ідеї, що машина може поодиноці вчитися на даних (тобто прикладі) для отримання точних результатів.

Машинне навчання поєднує дані зі статистичними інструментами для прогнозування результату. Потім цей результат використовується корпоративною компанією для отримання практичної інформації. Машинне навчання тісно пов'язане з аналізом даних та байєсівським прогнозним моделюванням. Машина отримує дані як вхідні дані, використовує алгоритм для формулювання відповідей.

Типовими завданнями машинного навчання є надання рекомендацій. Для тих, хто має обліковий запис Netflix, усі рекомендації щодо фільмів чи серіалів базуються на історичних даних користувача. Технологічні компанії використовують неконтрольоване навчання, щоб покращити взаємодію з користувачами за допомогою персоналізованих рекомендацій.

Машинне навчання також використовується для різноманітних завдань, таких як виявлення шахрайства, прогнозне обслуговування, оптимізація портфеля, автоматизація завдань тощо.

### 3.2 Робота машинного навчання

Машинне навчання - це той мозок, де відбувається все навчання. Спосіб навчання машини схожий на людський. Люди вчаться на досвіді. Чим більше ми знаємо, тим легше ми можемо передбачити. За аналогією, коли ми стикаємось із невідомою ситуацією, ймовірність успіху нижча, ніж відома ситуація. Машини навчаються однаково. Щоб зробити точний прогноз, машина бачить приклад. Коли ми наводимо машину подібним прикладом, вона може з'ясувати результат. Однак, як і людина, якщо її корм раніше не бачений приклад, машині важко передбачити.

Основною метою машинного навчання є навчання та виводи. Перш за все, машина навчається завдяки відкриттю шаблонів. Це відкриття зроблено завдяки даним. Однією з найважливіших частин вченого з даних є ретельний вибір, які дані надавати машині. Список атрибутів, що використовується для вирішення проблеми, називається вектором ознак. Ви можете розглядати вектор ознак як підмножину даних, яка використовується для вирішення проблеми.

Машина використовує алгоритми, щоб спростити реальність і перетворити це відкриття на модель. Тому етап навчання використовується для опису даних та узагальнення їх у модель.

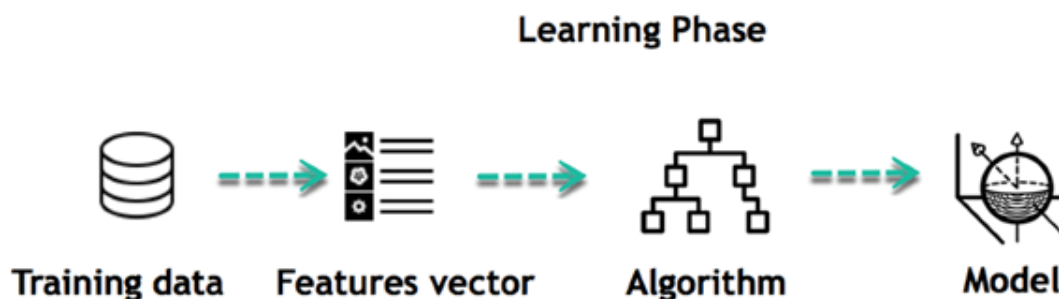


Рисунок 4.1 – Принцип ML

Наприклад, машина намагається зрозуміти взаємозв'язок між заробітною платою людини та ймовірністю сходити у вишуканий ресторан. Виявляється,

машина знаходить позитивний зв'язок між зарплатою та відвідуванням елітного ресторану: це модель.

Коли модель побудована, можна перевірити, наскільки вона потужна, на ніколи не бачених раніше даних. Нові дані перетворюються у вектор характеристик, проходять модель і дають прогноз. Це все найкрасивіша частина машинного навчання. Не потрібно оновлювати правила або тренувати модель знову. Ви можете використовувати попередньо навчену модель, щоб зробити висновок щодо нових даних.

Життя програм машинного навчання є простим і може бути підсумована в наступних пунктах:

1. Визначте питання;
2. Збір даних;
3. Візуалізуйте дані;
4. Алгоритм тренувань;
5. Перевірте алгоритм;
6. Збирайте відгуки;
7. Уточніть алгоритм;
8. Петля 4-7, поки результати не будуть задовільними;
9. Використовуйте модель для прогнозування.

Як тільки алгоритм добре робить правильні висновки, він застосовує ці знання до нових наборів даних.

Машинне навчання можна згрупувати за двома широкими навчальними завданнями: з учителем та без учителя [21].

### 3.3 Машинне навчання за допомогою мови програмування Python

Бібліотека Scikit-learn використовується для вирішення завдань класичного машинного навчання. Scikit-learn працює на основі декількох поширених математичних бібліотек і інтегрує їх одина з одною.

Для своєї роботи scikit-learn використовує такі бібліотеки:

NumPy: математичні операції

SciPy: науково-технічні обчислення

Matplotlib: візуалізація даних

SymPy: символічна математика

Pandas: обробка, маніпуляції і аналіз даних

Scikit-learn спеціалізується на алгоритмах машинного навчання для вирішення завдань навчання з учителем: класифікації (прогноз ознаки, множина допустимих значень якого обмежена) і регресії (прогноз ознаки з речовими значеннями), а також для задач навчання без учителя: кластеризації (розбиття даних по класах, які модель визначить сама), зниження розмірності (подання даних в просторі меншої розмірності з мінімальними втратами корисної інформації) і детектування аномалій.

Бібліотека Scikit-learn реалізує наступні основні методи:

Лінійні: моделі, завдання яких побудувати розділяє (для класифікації) або аппроксимує (для регресії) гіперплоскість.

Метричні: моделі, які обчислюють відстань по одній з метрик між об'єктами вибірки, і приймають рішення в залежності від цієї відстані (K найближчих сусідів).

Дерева рішень: навчання моделей, що базуються на безлічі умов, оптимально обраних для вирішення завдання.

Ансамблеві методи: методи, засновані на деревах рішень, які комбінують міць множини дерев, і таким чином підвищують їх якість роботи, а також дозволяють проводити відбір ознак (бустінг, беггінг, випадковий ліс, мажоритарне голосування).

Нейронні мережі: комплексний нелінійний метод для задач регресії і класифікації.

SVM: нелінійний метод, який навчається визначати межі прийняття рішень.

Наївний Байєсівський метод: пряме ймовірнісне моделювання для задач класифікації.

PCA: лінійний метод зниження розмірності і відбору ознак

t-SNE: нелінійний метод зниження розмірності

K-середніх: найпоширеніший метод для кластеризації, який вимагає подати на вхід число кластерів, за якими повинні бути розподілені дані.

Крос-валідація: метод, при якому для навчання використовується весь набір даних (на відміну від розбиття на вибірки train/test), проте навчання відбувається багаторазово, і в якості валідаційної вибірки на кожному кроці виступають різні частини датасета. Підсумковий результат являє собою усереднення отриманих результатів.

Grid Search: метод для знаходження оптимальних гіперпараметрів моделі шляхом побудови сітки з значень гіперпараметрів і послідовного навчання моделей з усіма можливими комбінаціями гіперпараметрів з сітки.

Крім цього, Scikit-learn містить функції для розрахунку значень метрик, вибору моделей, препроцесінга даних та інші.

З метою написання коду в Python, інтегрування модулів і бібліотек, необхідно обрати для себе та підготувати інтегроване середовище розробки (наприклад, PyCharm, Komodo IDE, Spyder, PyScripter або інш.).

### 3.3.1 Методи машинного навчання з вчителем

Алгоритм  $k$  найближчих сусідів, є одним з найпростіших алгоритмів машинного навчання. Побудова моделі полягає в запам'ятовуванні навчального набору даних. Для того, щоб зробити прогноз для нової точки даних, алгоритм знаходить найближчі до неї точки навчального набору, тобто знаходить «найближчих сусідів».

У найпростішому варіанті алгоритм  $k$  найближчих сусідів розглядає лише одного найближчого сусіда - точку навчального набору, найближче розташовану до точки, для якої ми хочемо отримати прогноз. Прогнозом є відповідь, вже відома для даної точки навчального набору.

Замість того, щоб враховувати лише одного найближчого сусіда, можна розглянути будь-яку кількість ( $k$ ) сусідів. Звідси і походить назва алгоритму  $k$  найближчих сусідів. Коли приймають до уваги більше одного сусіда, для присвоєння мітки використовується голосування (voting). Це означає, що для кожної точки тестового набору підраховується кількість сусідів, що відносяться до класу 0, і кількість сусідів, що відносяться до класу 1. Потім точці тестового набору присвоюється клас, який найбільш часто зустрічається: іншими словами, обирається клас, який набрав більшість серед  $k$  найближчих сусідів.

Ядерний метод опорних векторів (SVM) - це розширення методу опорних векторів, воно дозволяє отримувати більш складні моделі, які не зводяться до побудови простих гіперплощин в просторі.

В ході навчання SVM обчислює важливість кожної точки навчальних даних з точки зору визначення границі прийняття рішення між двома класами. Зазвичай лише частина точок навчального набору важлива для визначення границі прийняття рішень: точки, які лежать на границі між класами. Вони називаються опорними векторами (support vectors) і дали свою назву машині опорних векторів SVM. Щоб отримати прогноз для нової точки, вимірюється відстань до кожного опорного



вектора. Класифікаційне рішення приймається, виходячи з відстаней до опорних векторів, а також важливості опорних векторів, отриманих в процесі навчання (зберігаються в атрибуті `dual_coef_` класу SVC).

Ансамблі (ensembles) - це методи, які поєднують в собі набір моделей машинного навчання, щоб у підсумку отримати більш потужну модель. Існує багато моделей машинного навчання, які належать до цієї категорії, але є дві ансамблеві моделі, які довели свою ефективність на різних наборах даних для задач класифікації і регресії, обидві використовують дерева рішень в якості будівельних блоків: випадковий ліс дерев рішень і градієнтний бустінг дерев рішень.

Основним недоліком дерев рішень є їх схильність до перенавчання. Випадковий ліс є одним із способів вирішення цієї проблеми. По суті випадковий ліс - це набір дерев рішень, де кожне дерево трохи відрізняється від інших. Ідея випадкового лісу полягає в тому, що кожне дерево може досить добре прогнозувати, але швидше за все перенавчати на частині даних. Якщо побудувати багато дерев, які добре працюють і перенавчають з різним ступенем, можна зменшити перенавчання шляхом усереднення їх результатів.

Для реалізації такої стратегії потрібно побудувати велику кількість дерев рішень. Кожне дерево має на прийнятному рівні прогнозувати цільову змінну і має відрізнятися від інших дерев. Випадковий ліс отримав свою назву через те, що в процесі побудови дерев внесена випадковість, покликана забезпечити унікальність кожного дерева. Існує дві техніки, що дозволяють отримати рандомізовані дерева в рамках випадкового лісу: спочатку вибираються точки даних (спостереження), які будуть використовуватися для побудови дерева, а потім відбираються ознаки в кожному розбитті. Для побудови моделі випадкових лісів необхідно визначитися з кількістю дерев (параметр `n_estimators` для `RandomForestRegressor` або `RandomForestClassifier`). Ці дерева будуть побудовані абсолютно незалежно один від одного, і алгоритм буде випадковим чином відбирати ознаки для побудови кожного дерева, щоб отримати несхожі один на одного дерева.

Щоб дати прогноз для випадкового лісу, алгоритм спочатку дає прогноз для кожного дерева в лісі. Для регресії можна усереднити ці результати, щоб отримати остаточний прогноз. Для класифікації використовується стратегія «м'якого голосування». Це означає, що кожен алгоритм дає «м'який» прогноз, обчислюючи ймовірності для кожного класу. Ці ймовірності усереднюються по всьому дереву і прогнозується клас з найбільшою ймовірністю.

Наївний баєсів класифікатор — ймовірнісний класифікатор, що використовує теорему Баєса для визначення ймовірності приналежності спостереження (елемента вибірки) до одного з класів при припущенні (наївному) незалежності змінних.

Тобто, якщо на основі значень змінних можна однозначно визначити, до якого класу належить спостереження, байєсів класифікатор повідомить ймовірність приналежності до цього класу. У scikit-learn реалізовані три види наївних байєсовських класифікаторів: GaussianNB, BernoulliNB і MultinomialNB. BernoulliNB і MultinomialNB в основному використовуються для класифікації текстових даних [22].

### 3.3.1 Методи машинного навчання без вчителя

Машинне навчання без вчителя включає в себе всі види машинного навчання, коли відповідь невідома і відсутній учитель, який вказує відповідь алгоритму. У машинному навчанні без учителя є лише вхідні дані і алгоритму необхідно витягти знання з цих даних. Головна проблема машинного навчання без учителя - оцінка корисності інформації, отриманої алгоритмом. Алгоритми машинного навчання без вчителя, як правило, застосовуються до даних, які не містять ніяких міток, таким чином, відомо, якою повинна бути правильна відповідь. Тому дуже важко судити про якість роботи моделі. Як наслідок, алгоритми машинного навчання без вчителя

часто використовуються в розвідувальних цілях, коли фахівець хоче краще вивчити самі дані.

Алгоритми кластеризації (clustering algorithms) розбивають дані на окремі групи схожих між собою елементів, які називаються кластерами. Мета -розділити дані таким чином, щоб точки, що знаходять в одному і тому ж кластері, були дуже схожі один з одним, а точки, що знаходяться в різних кластерах, відрізнялися одна від одної. Як і алгоритми класифікації, алгоритми кластеризації прогнозують кожній точці даних номер кластера, якому вона належить.

## 4 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАМ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕМОЦІЙ

Розпізнавання емоцій і розпізнавання виразів обличчя за допомогою ЕЕГ–сигналу з людського мозку є досить оперативним, оскільки ці сигнали ініціюються з лімбічної системи, що відповідає за когнітивні стани. Вираз обличчя також пов'язаний з потенціалами, пов'язаними з подіями у мозку, які можна використовувати для розпізнавання емоцій.

Основною метою цього дослідження є класифікація різних виразів обличчя за допомогою ЕЕГ під час перегляду відеоконтенту, які можуть бути використані для передачі емоційного стану людини як невербального спілкування. Вираз обличчя в цій роботі пов'язаний з очима та їх впливом на міжособистісну комунікацію. П'ять різних виразів обличчя (миготіння очей, дивлячись вгору, погляд вниз, підморгування і посмішка) класифікуються записані сигнали ЕЕГ за допомогою чотирьох різних класифікаторів, а саме: Наївний Байєсівський класифікатор (NB, naive Bayes classifier), Машина опорних векторів (SVM, Method of Support Vectors), багат шаровий перцептрон (MLP, multilayer perceptron) і К–Найближчого Сусіда.

Запропонована система розпізнавання виразів на основі ЕЕГ включає в себе: збір даних ЕЕГ, попередню обробку сигналів, видалення ознак і класифікацію. Подобиці кожного етапу подаються наступним чином:

### А. Отримання сигналу ЕЕГ

На першому етапі були отримані дані для різних користувачів. У цьому дослідженні брали участь 29 здорових учасників (65% чоловіків і 35% жінок) у віці 18–22 років. ЕЕГ реєстрували в спокійній обстановці. Учасникам було запропоновано зручне крісло для перегляду вибраного відео. Кожному учаснику було запропоновано відобразити вираз обличчя під час перегляду відеокліпу, який складається з інструкцій щодо вираження різних виразів обличчя. У цьому

дослідженні для запису сигналів ЕЕГ було використано просту гарнітуру Emotiv / EPOC.

#### В. Попередня обробка сигналу

На другому етапі сигнал оброблявся для видалення шуму з отриманих даних ЕЕГ. Для видалення шуму використовувався смуговий фільтр четвертого порядку. Ампліфікацію і послідовну вибірку отриманого ЕЕГ–сигналу також проводили на етапі попередньої обробки.

#### С. Розрахунок функції

Ознаки були витягнуті з даних ЕЕГ, отриманих після попередньої обробки отриманого сигналу. У цій роботі використано тринадцять статистичних ознак:

- 1) Абсолютна амплітуда (AAMP, Absolute amplitude);
- 2) Відношення абсолютної затримки до амплітуди (ALAR, Absolute Latency to Amplitude Ratio);
- 3) Медіана (MED);
- 4) Середній (AVG) – середня амплітуда сигналів в інтервалі часу;
- 5) Середнє значення абсолютних значень першої різниці;
- 6) Середнє значення абсолютних значень другої різниці;
- 7) Середнє значення абсолютних значень першої різниці – нормалізований сигнал;
- 8) Середнє значення абсолютних значень другої різниці нормалізований сигнал;
- 9) Потужність (POW);
- 10) Енергія (E);
- 11) Дисперсія (VAR);
- 12) Куртозис (K) – показує піки даних;
- 13) Асиметричність (S, Skewness);

#### Д. Класифікація

Останнім і заключним етапом є класифікація ЕЕГ–сигналу з використанням отриманих ознак. Як правило, класифікатори поділяються на різні категорії, такі як

класифікатори лінійних, нелінійних та найближчих сусідів. Для класифікації даних ЕЕГ вибрано класифікатор кожної категорії. Наступні класифікатори використовуються в цьому документі для розпізнавання виразів обличчя:

#### 1. Наївний Байєсівський класифікатор:

Він ґрунтується на значеннях точності оцінювання з аналізу даних навчання. Цей метод базується на теоремі Баєса і часто використовується, коли розмірність даних дуже висока. Це тип статистичного класифікатора і передбачає класи на основі ймовірностей членів класу.

#### 2. Машина опорних векторів (SVM):

SVM мінімізує верхню межу помилки узагальнення і ґрунтується на теорії принципу мінімізації структурних ризиків. Застосовується як для класифікації, так і для регресії.

В даному дослідженні для класифікації даних ЕЕГ використовується алгоритм, названий Sequential Minimal Optimization (SMO, послідовна мінімальна оптимізація) в SVM.

#### 3. К–Найближчого сусіда (KNN):

KNN – це простий алгоритм, який широко використовується в статистичних наближеннях. Цей алгоритм зберігає всі початкові класи і розподіляє на нові майбутні класи на основі функцій відстані. Для алгоритму пошуку найближчого сусіда можуть бути використані декілька варіантів, як алгоритм пошуку BallTree(є структурою даних розбиття простору), CoverTree(є типом структури даних в інформатиці) або LinearNN. У даній роботі використовується алгоритм пошуку LinearNN з відстані вагою.

#### 4. Багатошаровий перцептрон (MLP):

MLP – називають нейронні мережі прямого поширення. Вхідний сигнал в таких мережах поширюється в прямому напрямку, від шару до шару. Багатошаровий перцептрон в загальному уявленні складається з наступних елементів:

- 1) безлічі вхідних вузлів, які утворюють вхідний шар;

- 2) одного або декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів;
- 3) одного вихідного шару нейронів.

Кількість вхідних і вихідних елементів в багатошаровому персептрона визначається умовами завдання. Сумніви можуть виникнути щодо того, які вхідні значення використовувати, а які ні. Питання про те, скільки використовувати проміжних шарів і елементів в них, поки зовсім неясний. В якості початкового наближення можна взяти один проміжний шар, а число елементів в ньому покласти рівним напівсумі числа вхідних і вихідних елементів.

У цій роботі було використано чотири різних класифікаторів для класифікації отриманих даних ЕЕГ в п'ять різних виразів обличчя, тобто, блимання (B, blink), дивлячись вгору (LU, look up), дивлячись вниз (LD, look down), підморгування (W, winking) і посмішка (S, smile). Результати чотирьох класифікаторів були порівняні з точки зору точності, загальної продуктивності на основі значень статистики Каппа, середньої абсолютної похибки (MAE, mean absolute error), середньоквадратичної похибки (RMSE, root mean squared error), відносної абсолютної похибки (RAE, relative absolute error), корелятивної похибки квадрата (RRSE, root relative squared error) і час, необхідний для побудови конфігурації. Оцінювалися також класична точність кожного класифікатора з точки зору F-вимірювання, точності та відкликання. Для кожного класифікатора в цьому дослідженні застосовувалася 10-кратна крос-валідація. 10-кратна перехресна перевірка ділить всі екземпляри на 10 рівних частин, і кожен екземпляр використовується тільки один раз як дані тестування, тоді як інші екземпляри використовуються як навчальні дані. Для кожного навчального матеріалу результати були усереднені в кінці кожного алгоритму класифікації. Середня точність класифікатора для 29 учасників наведена на рис. 4.1. Очевидно, що KNN має найвищу точність класифікації 81,60%, тоді як Наївний Баєсівський класифікатор має найнижчий рівень класифікації 63,79%. Машина опорних векторів і багатошаровий персептрон дає точність 79,50% і 80,84% відповідно. Середні значення FMeasure, точності та відкликання для кожного класу відносно кожного класифікатора наведені на рис. 4.2. Очевидно, що KNN з точки

зору F–Measure (вимірювання), Precision (точність) і Recall (зворотній виклик) – значень краще, ніж інші класифікатори.

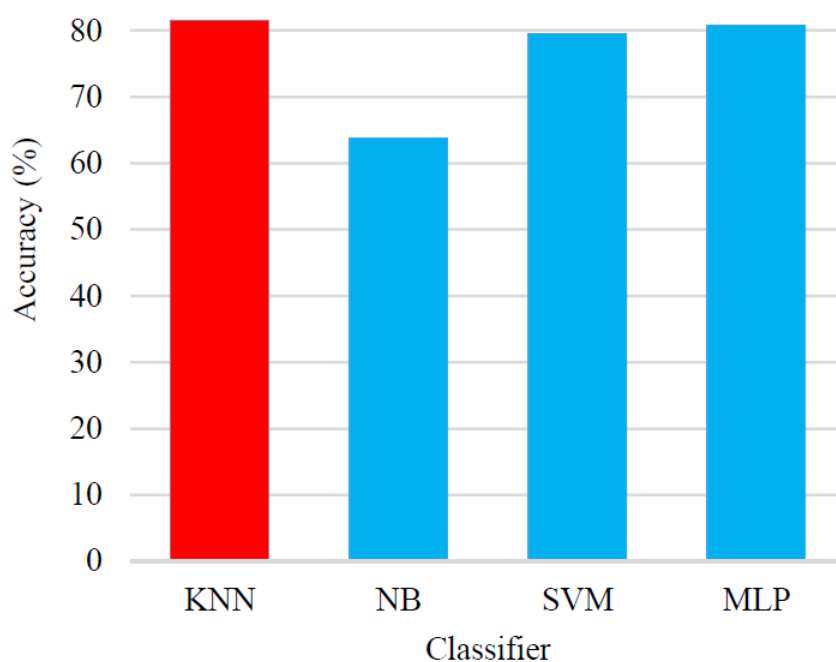


Рисунок 4.1– Точність чотирьох різних класифікаторів, що використовуються для класифікації виразів обличчя за допомогою сигналів ЕЕГ

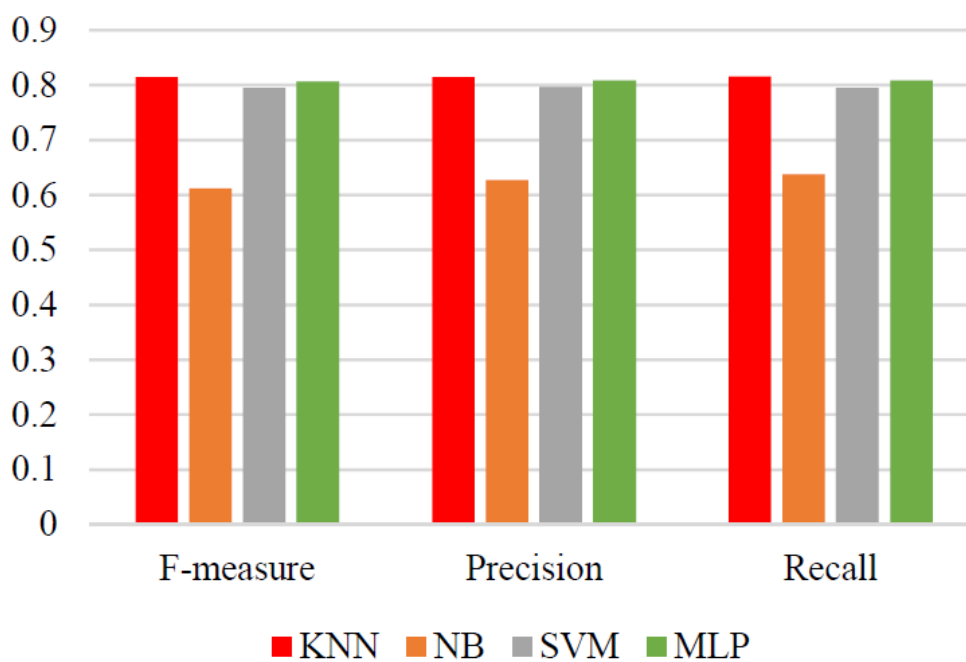


Рисунок 4.2 – Порівняння F–вимірювання, точності та відкликання різних використовуваних класифікаторів



Algorithm	Kappa	MAE	RMSE	RAE	RRSE	Time
<b>KNN</b>	0.779	0.061	0.246	22.27	66.05	0.01
<b>NB</b>	0.565	0.120	0.340	43.24	91.44	0.13
<b>SVM</b>	0.754	0.231	0.323	83.19	86.81	0.85
<b>MLP</b>	0.770	0.066	0.233	23.79	62.59	190.5

Рисунок 4.3 – Загальні порівняння вимірюючих класифікаторів для визначення поверхневого вираження обличчя використовуючи сигнали ЕЕГ

<i>Stimulus</i>	<i>LU</i>	<i>LD</i>	<i>S</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>B</i>
<i>LU</i>	87	0	0	0	0	0
<i>LD</i>	0	87	0	0	0	0
<i>S</i>	0	0	70	4	6	7
<i>N</i>	0	0	7	66	8	6
<i>W</i>	0	0	9	14	54	10
<i>B</i>	0	0	6	7	12	62

Рисунок 4.4 – Матриця невідповідності для КНН

<i>Stimulus</i>	<i>LU</i>	<i>LD</i>	<i>S</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>B</i>
<i>LU</i>	87	0	0	0	0	0
<i>LD</i>	0	87	0	0	0	0
<i>S</i>	9	10	31	13	9	15
<i>N</i>	1	0	5	60	2	19
<i>W</i>	10	10	5	15	23	24
<i>B</i>	0	6	4	20	12	45

Рисунок 4.5 – Матриця невідповідності для НБ

SA

<i>Stimulus</i>	<i>LU</i>	<i>LD</i>	<i>S</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>B</i>
<i>LU</i>	87	0	0	0	0	0
<i>LD</i>	0	87	0	0	0	0
<i>S</i>	0	2	66	8	2	9
<i>N</i>	0	0	11	62	6	8
<i>W</i>	0	0	4	8	55	20
<i>B</i>	0	0	6	13	10	58

Рисунок 4.6 – Матриця невідповідності для SVM

<i>Stimulus</i>	<i>LU</i>	<i>LD</i>	<i>S</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>B</i>
<i>LU</i>	87	0	0	0	0	0
<i>LD</i>	0	87	0	0	0	0
<i>S</i>	0	1	67	4	8	7
<i>N</i>	0	1	9	58	9	10
<i>W</i>	0	2	9	6	61	9
<i>B</i>	0	0	10	6	9	62

Рисунок 4.7 – Матриця невідповідності для МЛП

Загальна ефективність кожного алгоритму з точки зору статистики Каппа, MAE, RMSE, RAE, RRSE та часу, необхідного для побудови конфігурації для кожного класифікатора, наведено на рис.4.3. Більш високе значення статистики Каппа для KNN в порівнянні з іншими алгоритмами вказує, що алгоритм класифікації KNN найкраще підходить для цілей розпізнавання виразів обличчя з найвищою точністю. Рис. 4.4 показує матриця невідповідності для алгоритму KNN з п'ятьма різними класами, дивляться в гору (LU), дивляться вниз (LD), посмішка (S), нейтральні (N), підморгують (W) і блимають (B). З точки зору часу побудов, KNN є найкращим алгоритмом з часом 0,01 с. В той час як MLP займає найвищий час 190.5 с для класифікації в цьому сценарії. Рис. 4.5 показує матрицю невідповідності для NB-алгоритму, рис. 4.6 показує матрицю невідповідності для SVM, а матриця невідповідності для MLP показана на рис. 4.7. З матриць невідповідності також

помітно, що всі випадки визначення вигляду виразів правильні усіма класифікаторами.

Можна зробити деякий висновок на даних аналізу який був проведений в даній статті. Людську поведінку можна зрозуміти і вивчити, спостерігаючи вираз обличчя і жест тіла. Економічно ефективним рішенням для вивчення поведінки людини є запис і аналіз сигналів ЕЕГ. У даній роботі людські міміки класифікуються за допомогою чотирьох різних алгоритмів класифікації, а саме: К–найближчого сусіда, Наївний Баєсівський класифікатор, Машина опорних векторів і багат шарового персептрона. Ці класифікатори застосовуються до даних ЕЕГ, записаних за допомогою гарнітури Emotiv під час перегляду відео. Знайдено, що КНН є найкращим алгоритмом класифікації для розпізнавання виразів обличчя з найвищою точністю класифікації 81,60%. Час, необхідний для побудови конфігурації, також дорівнює 0,01 с. Значення статистики Каппа та інші параметри помилки також вказують на те, що класифікатор KNN є найбільш підходящим алгоритмом для розпізнавання виразів обличчя [23].

Також хочеться зачепити доволі популярну статтю [24], яка охоплює основні моменти аналізу емоцій. Розгляд цього аналізу буде виконаний за допомогою відео. Так як під час перегляду фільмів можна отримати найрізноманітніші емоції, що є ідеальним методом для аналізу стану людини.

Протягом останніх кількох десятиліть було проведено багато досліджень щодо розпізнавання емоцій. В статті [25] використовували міміку для розпізнавання емоцій. А в статті [26] зробили емоційне визнання, засноване на просодії. Однак ці сигнали мали один і той же недолік. Вони не є надійними для виявлення емоцій, особливо коли люди хочуть приховати свої почуття.

Розалінд Пікард використовує периферичні нейронні системи, включаючи варіації серцевого ритму, провідність шкіри і дихання для виконання роботи над подоланням проблеми точності. В останні роки все більше і більше дослідників почали використовувати сигнали ЕЕГ для розпізнавання емоцій, оскільки вони є надійними. Однак результати класифікації часто недостатньо хороші. В роботі [27]

визначили, що ЕЕГ–сигнали можуть бути використані для розпізнавання емоцій і отримали точність класифікації 64% на основі нейронної мережі. У статті [28] отримали точність 70% для двох класів на основі наївного класифікатора Байєса.

Однією з головних цілей визнання емоцій є пошук областей мозку і частотних смуг, найбільш пов'язаних з емоціями. Про це було зроблено багато досліджень. Дослідження [29] показали, що активація для неприємних емоцій була помітною над правими задніми областями альфа–смути. Дослідження [30] виявили, що електрична активність лобового мозку багато в чому сприяла музичним емоціям. Автори роботи [31] підтвердили, що гамма–діапазон також відіграв важливу роль у цій галузі.

В дослідженні на основі перегляду відео в основному є спроба знайти зв'язок між ЕЕГ і людськими емоціями. Замість того щоб використовувати функції безпосередньо, застосовується лінійна динамічна система, щоб згладити їх. Метою цієї операції є зменшення впливу факторів, що не мають відношення до емоцій. Для знаходження особливостей, які найбільш пов'язані з емоціями, виконується зменшення розмірності характеристик за допомогою коефіцієнтів кореляції, зберігаючи стабільну класифікаційну продуктивність, і визначається область мозку і смуги частот за коефіцієнтами.

Як стимул, було вибрано кілька видів відеокліпів, близько 4 хвилин кожен, включаючи музичні, романтичні, війни, катастрофи та пейзажні фільми. Більшість фільмів були з фільмів Оскара, таких як Чикаго, Титанік і Перл–Харбор. У цьому експерименті найбільше сконцентрована увага на позитивних та негативних емоціях, тому що емоції зазвичай виникають у змішаній формі. Навіть суб'єкт іноді не може правильно розрізняти його почуття, тобто огиду і жах. Таким чином, кожен з фільмів був поділений на ці два види емоцій.

Для вимірювання емоційного змісту кожного відеокліпу використовувався манекен самооцінки (SAM, self–assessment manikin), з дев'ятьма шкалами валентних, збудливих і домінуючих розмірів.

У кожному експерименті було використано близько 12 відеокліпів, приблизно 6 кліпів для кожної емоції. Під час експерименту всі ці відеокліпи були представлені

випадковим чином. Після презентації кожного кліпу суб'єкта просили заповнити форму SAM. Процес експерименту показаний на рис. 4.8.

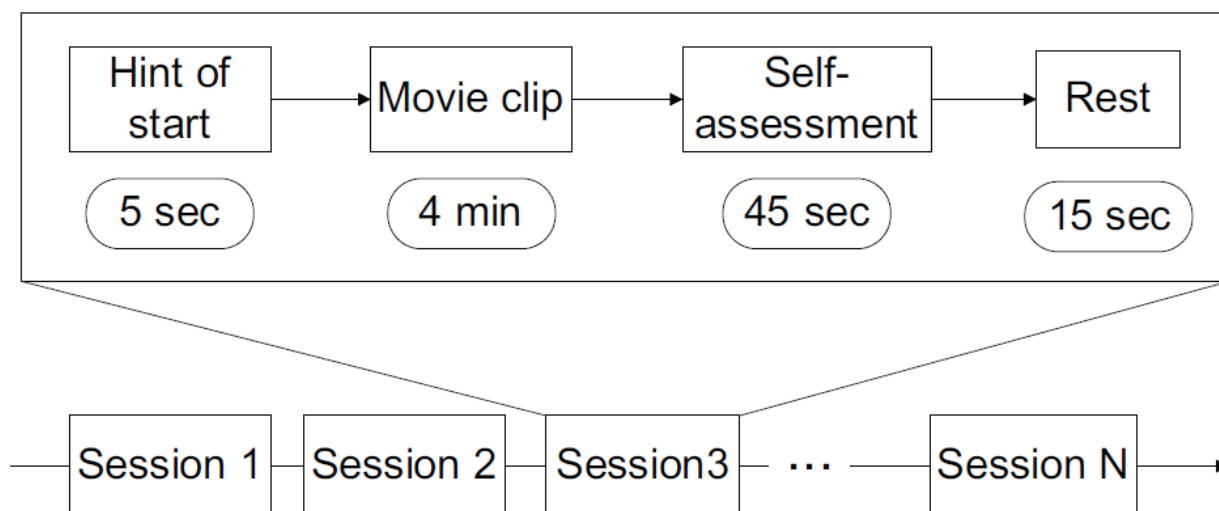


Рисунок 4.8 – Структурна схема експерименту

Кожен суб'єкт був обладнаний 62-канальним електродним ковпачком, електроди якого були розташовані згідно розширеної міжнародної системи 10–20 з посиленням на верхню частину шкіри голови. Дані ЕЕГ реєстрували з 32-бітовим рівнем при частоті дискретизації 1000 Гц.

Методика виконання аналізу:

#### А. Отримання функцій

Згідно з формами SAM, було обрано тільки ті сесії, чий показник домінування дорівнював або перевищував 3. Причина полягає в тому, що якщо оцінка домінування була меншою, ніж 3, це означало, що цій сесії не вдалося викликати певну емоцію суб'єкта. Якщо валентний бал був менше 5, то цей сеанс належав до класу негативних емоцій, інакше він належав до класу позитивних емоцій.

Часові хвили даних ЕЕГ візуально перевіряли. Записи були серйозно забруднені електроміограмою (ЕМГ) та були видалені вручну. Для трансляції даних ЕЕГ в дельта (1–4 Гц), тета (4–8 Гц), альфа (8–13 Гц), бета (13–30 Гц) і гамма (36–40 Гц) смуг застосовували ряд смугових фільтрів. Було підтверджено, що ці п'ять смуг відображають фізичну діяльність у багатьох дослідженнях. Далі для обчислення

спектрограми кожного каналу і кожної смуги використовувалося швидке перетворення Фур'є (ФФТ). Було вибрано енергію логарифмічної смуги кожного каналу як функцію замість традиційної енергії смуги, враховуючи її стабільність. Після цих операцій було отримано близько 2500 ( $\leq 12 * 4 * 60$ ) зразків для кожного суб'єкта. Кожен зразок мав 310 ( $= 62 * 5$ ) ознак.

### В. Функція згладжування

Оскільки функції, отримані безпосередньо з даних ЕЕГ, завжди мають сильні коливання і містять деяку інформацію, не пов'язану з нашою емоційною задачею, ми застосували підхід лінійної динамічної системи (LDS, linear dynamic system) для згладжування функцій. Деталі цього методу згладжування можна знайти в [32]. Порівняння особливостей до і після згладжування з підходу LDS показано на рис. 3.9. Шум, невідповідний емоціям, в основному видаляється.

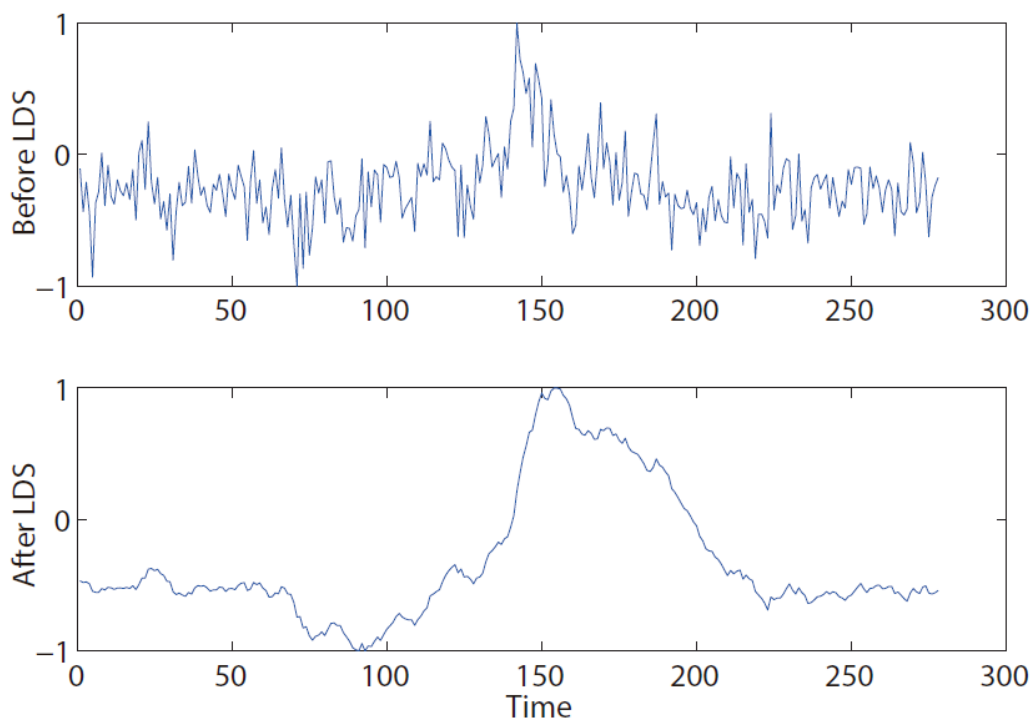


Рисунок 4.9 – Порівняння особливостей до і після використання підходу LDS

Сигнал ЕЕГ отримують з каналу P8 на альфа-смугі в сеансі 8 суб'єкта 1.

### С. Класифікація

У цьому дослідженні було розділено сесії на навчальний набір і тест-набір з співвідношенням 7: 3, так що не було навіть одного сеансу, який частково належав до навчального набору або частково до набору тестів.

Всього 5 груп ознак були доступні для кожного суб'єкта, відповідно до 5 смуг, і кожна група містила 62 ознаки. Ми використали 5 лінійних машин опорних векторів (linear-SVM) з лінійним ядром для підготовки та тестування цих груп ознак. Після об'єднання цих ознак в довгий вектор, кожен зразок мав повністю 310 функцій. Потім на них було використано 6-й лінійний-SVM. Кращі параметри кожної лінійної-SVM були отримані за допомогою 10-кратної крос-валідації.

#### D. Вибір ознак

Основною метою нашого дослідження є пошук взаємозв'язку між ЕЕГ і людськими емоціями. Цей зв'язок може бути застосований до нормального життя з метою надання допомоги людям. Для цього 62-канальна електродна шапочка не є зручною, тому вибір відповідних ділянок і смуг мозку є особливо важливим.

У цьому дослідженні було виявлено, що безрегульовані методи зменшення розмірів, такі як аналіз основних компонентів (PCA, Principal Component Analysis), не завжди працювали добре. Замість цього розраховувався коефіцієнт кореляції між ознаками та мітками для кожного каналу та кожної смуги на навчальному наборі. Тоді проводилося ранжирування коефіцієнтів кореляції в порядку убутання. Кожного разу ознаки, відповідні верхнім N коефіцієнтам, були обрані для використання разом з лінійним SVM.

#### E. Багатовимірне навчання

За допомогою методу вибору ознак, введеного вище, розмір ознак був значно зменшений. Ці ознаки були поміщені в модель багаторазового навчання. Метою цієї операції є пошук траєкторії зміни емоцій в природі.

В цьому експерименті видно що точність класифікації SVM в різних діапазонах частот представлена в рис. 4.10.

Subject	Delta (%)	Theta (%)	Alpha (%)	Beta (%)	Gamma (%)	ALL (%)
1	68.23	66.21	92.38	82.83	100	99.63
2	57.58	87.09	86.30	72.86	73.65	81.95
3	91.30	77.74	84.06	85.82	91.20	87.16
4	38.80	74.28	65.63	100	88.47	91.13
5	45.81	74.19	90.48	77.42	62.26	82.90
6	71.24	84.65	94.35	82.71	89.82	82.39
Average	62.16	77.36	85.53	83.61	84.23	87.53

Рисунок 4.10– Результати класифікації різних частот

Точність класифікації альфа, бета і гамма–смуг, очевидно, краща, ніж у смуг дельта і тета. Цей результат частково відображає, що високочастотні діапазони відіграють більш важливу роль в емоційній діяльності, ніж низькочастотні смуги. Але для різних предметів смуга частот, головним чином пов'язаних з емоціями, може бути різною. У цьому експерименті середня точність тестування всіх функцій досягла 87,53%.

З причини, що у нормальному житті 62–канальна шапочка явно не є зручною, в даній роботі намагалися знайти меншу кількість ознак, зберігаючи при цьому високий відсоток стабільності класифікації.

Спочатку ранжирували коефіцієнти кореляції між ознаками та мітками (позитивні: 1, негативні: –1) кожного каналу у всіх 5 смугах частот у порядку убутання для кожного суб'єкта, на навчальному наборі. Потім обрали ознаки, відповідні верхнім N коефіцієнтам, як корисний набір, кожен раз, коли до комплекту додавалися додаткові 30 функцій. Останній, лінійний–SVM був використаний для роботи на корисному наборі. Зміни в характеристиці класифікації для кожного суб'єкта наведені на рис. 4.11.

Показано, що коли розмірність ознак досягає певної величини, точність класифікації стає практично стабільною. Очевидно, що ця кількість набагато менша, ніж у вихідних ознак.



Для того, щоб зменшити розмірність і знайти функції, не залежні від суб'єкта, в роботі розраховували середні коефіцієнти кореляції всіх суб'єктів по всіх каналах і смугах частот. Потім вибрали 100 найкращих функцій, що мають найбільші коефіцієнти, і відсортували їх у порядку убутання. Перші 10 функцій були обрані як корисний набір. Додаткові 10 функцій додавалися до корисного набору щоразу, поки не було вибрано всі 100 функцій. Лінійний-SVM використовувався для роботи з корисним набором кожного разу, а продуктивність класифікації, як показано на рис. 4.12.

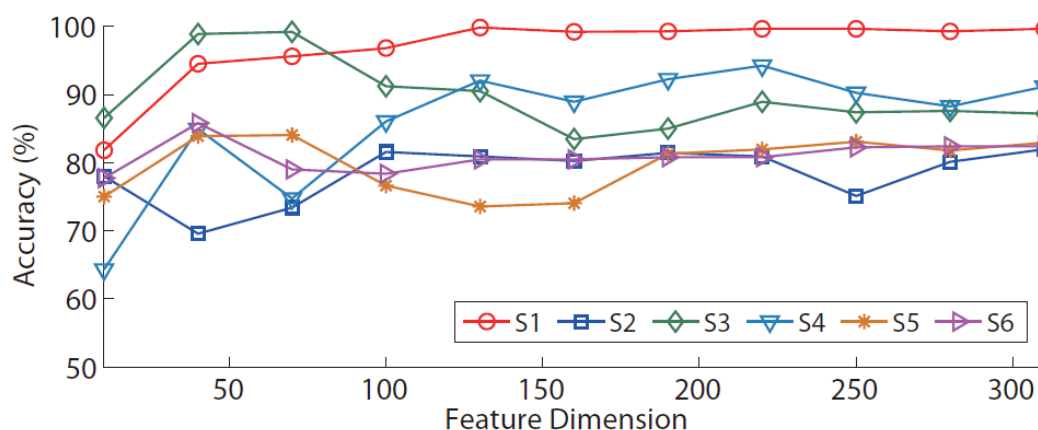


Рисунок 4.11– Зміна показників класифікації для кожного суб'єкта

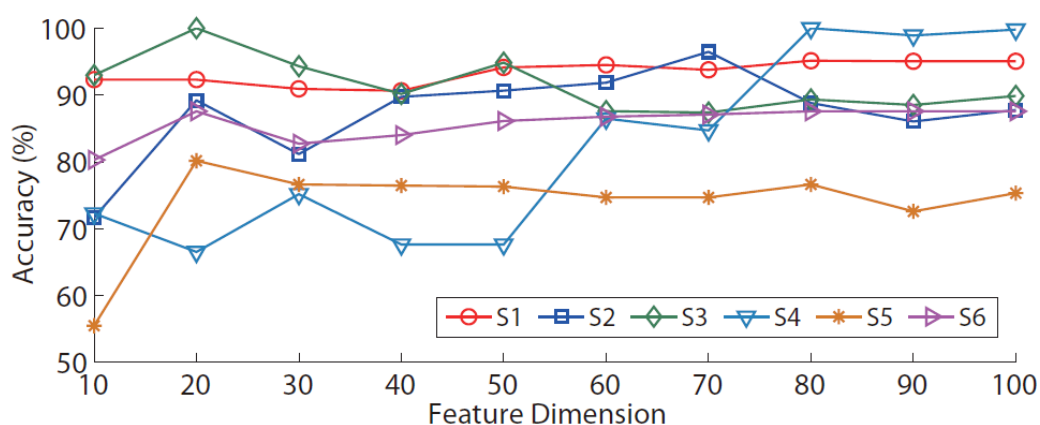


Рисунок 4.12 – Класифікація виконання суб'єкт-незалежних ознак

Порівнюючи з рис. 4.11, продуктивність класифікації з використанням суб'єкт-незалежних ознак значно не погіршується. Навпаки, точність класифікації

предметів 2, 3, 4 і 6 зросла трохи. Середня точність із 100 найсучаснішими ознаками становить 89,22%. Точність класифікації більшості суб'єктів стає стабільною після того, як розмірність досягає 50, а середня точність – 84,94%. Розподіл 50 кращих суб'єктно–незалежних ознак показано на рис. 4.13. Збереженими були тільки коефіцієнти 50 найкращих характеристик, а інші встановили як нуль. Саме тому більшість областей на рис.4.13 є темно–синіми. Жодна з 50 найкращих ознак не знаходиться в дельта–смузі, і лише деякі з них знаходяться в тета–смузі. Це говорить про те, що дельта– та тета–смути мають мало взаємозв'язку з емоціями. Виділені суб'єктно–незалежні ознаки переважно знаходяться в правій потиличній частці і тім'яній частці альфа–смути, центральному місці для бета–смути, лівій лобній частці і правій скроневій частці для гамма–смути.

#### С. Багатовимірне навчання

Для того, щоб знайти траєкторію змін емоцій під час експерименту, було поміщено вибрані 50 суб'єктно–незалежних ознак у багатовимірну модель і зменшили їх розмірність до 1. Траєкторія змін емоцій показана на рис. 4.14.

На рис. 4.14 позитивна емоція позначена як 1, а негативна емоція позначена як –1. Червона лінія відображає лише тенденцію зміни, але не для порогового значення.

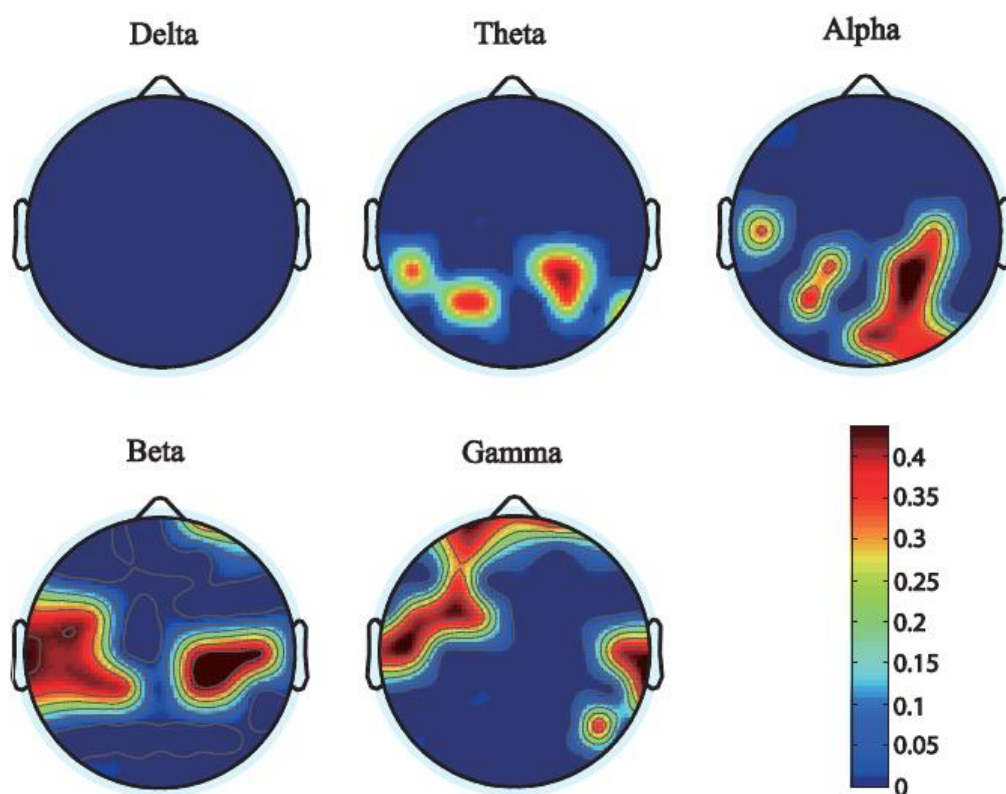


Рисунок 4.13 – Розподіл 50 кращих предметно–незалежних ознак

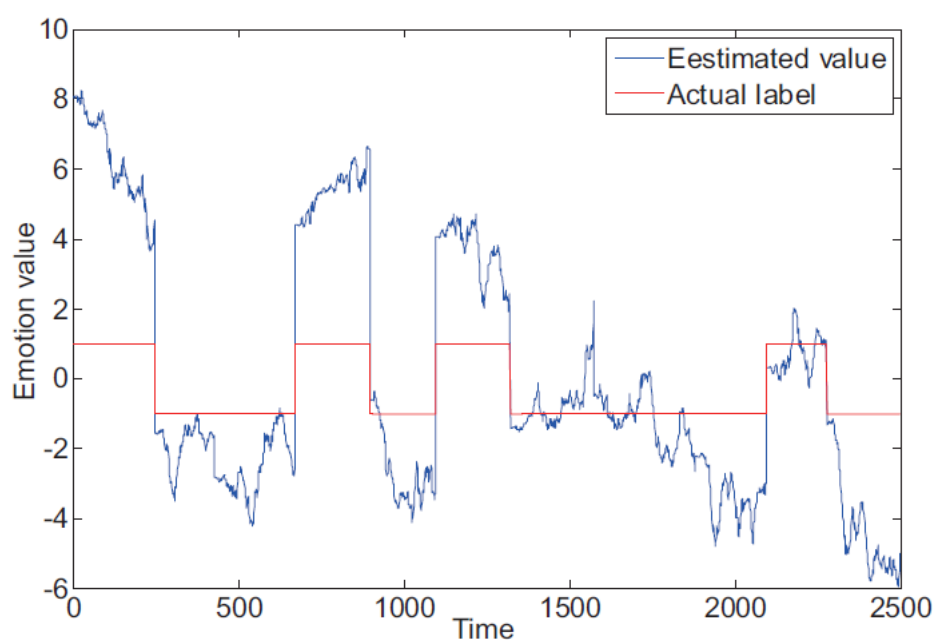


Рисунок 4.14 – Траєкторія зміни емоцій під час експерименту від суб'єкта 6

Наступна робота була проведена на основі використання даних ASCERTAIN, що містить дані, записані виключно за допомогою комерційних датчиків та

використовується для моделювання емоційних станів за допомогою частоти серцевих скорочень ЕКГ, гальванічної реакції шкіри, ЕЕГ та моделей реакції обличчя, що спостерігаються під час перегляду 36 афективних відеокліпів.

Використовуючи дані ASCERTAIN, спочатку визначається кореляція між оцінками валентності (V) та збудження (A) особистостей. В цій статті було встановлено, що взаємозв'язок особистості і афекту краще характеризується за допомогою нелінійної статистики. Послідовні результати отримуються, коли для аналізу замість афективних оцінок використовують фізіологічні особливості. Також, досягається ефективність визначення афекту. Особистісні відмінності краще характеризувати, аналізуючи результати на емоційно подібні кліпи, як зазначається в експериментах з кореляції. Нарешті, радіальна базисна функція SVM досягає найкращого розпізнавання рис особистості, та ще більше підтверджуючи нелінійні стосунки емоцій і особистості.[33]

У наступній роботі представлений ансамбль згорткових нейронних мереж (CNN) та метод опорних векторів (SVM) для класифікації емоцій за схемами електроенцефалограми (ЕЕГ). Вони використовували популярні моделі глибокого навчання для вилучення ознак, а для класифікації шаблонів ЕЕГ у відповідні класи емоцій застосований класифікатор метод опорних векторів. Основним внеском розглянутої роботи є дослідження таких питань: створення ансамблю попередньо навчених мереж глибокого навчання з підтримкою векторного машинного класифікатора (SVM) для класифікації емоційних станів людини за одиничними та множинними емоційними атрибутами.

В експериментальній установці вони використовували дві ансамблеві мережі: комбінацію AlexNet та SVM, а друга - комбінацію GoogLeNet та SVM. Окрім цих двох автономних глибинних мереж використовуються мережі AlexNet та GoogLeNet. В результаті було представлено ретельний аналіз та порівняння популярних мереж глибокого навчання та їх ансамблю з класифікаторами метод опорних векторів (SVM) для класифікації людських емоцій шляхом аналізу сигналів ЕЕГ. Представлений підхід використовував мережі глибокого навчання з метою

вилучення ознак з подальшим навчанням класифікатору SVM щодо вилучених характеристик ЕЕГ. Вони використали популярні мережі глибокого навчання для класифікації емоцій на наборі даних DEAP, створивши ансамбль попередньо навчених мереж глибокого навчання з підтримкою методу опорних векторів (SVM) для класифікації емоційних станів людини за одиничними та двома атрибутами набору даних. Результати дозволяють припустити, що ансамбль GoogLeNet кращий за самостійний класифікатор GoogLeNet як для однокласної, так і для багатокласної класифікації емоцій. Оскільки ЕЕГ-сигнали залежать від конкретного предмета, усі експерименти, описані в цій роботі, проводились для даних ЕЕГ одного суб'єкта. Отримані дані свідчать про те, що ансамбль GoogLeNet найкраще працює, якщо вибірково вибирати шар для передачі функцій класифікатору SVM, інакше автономний класифікатор AlexNet є найкращим серед чотирьох для класифікації людських емоцій за допомогою сигналів ЕЕГ. ансамблем Alex Net та SVM для класифікації за одним атрибутом (валентність), тоді як для двох атрибутів (збудження та валентність) досягнута точність становить 62,5%. Подібним чином досягається точність 100% та 62,5% для класифікації одного та двох атрибутів відповідно за допомогою ансамблю GoogLeNet та SVM. [34]

## 5 СТАРТАП ПРОЕКТ

### 5.1 Опис ідеї проекту

Таблиця 5.1 - Опис ідеї стартап-проекту

Опис ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Програмне забезпечення яке виявляє емоційний стан людини за допомогою ЕЕГ	1. Поширення програмного забезпечення як додатку	Доступність, інтерактивність, автономність
	2. Інтеграція системи в різні носимі та портативні програми	Доступність, інтерактивність

Таблиця 5.2 - Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів			W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	Конкурент1	Конкурент2			
1	Економічний	безкоштовний	Невідомо	Невідомо			+

Продовження таблиці 5.2

2	Призначення	Відстеження емоційних станів людини за допомогою різних вхідних каналів (фізіологічних, відео, аудіо)	Програмна платформа, яка дозволяє дослідникам інтегрувати біосенсори, відстеження очей, аналіз виразу обличчя, ЕЕГ, GSR, ЕМГ, ЕКГ	Автоматична система відстеження емоцій з використанням виразу обличчя та мови	+		
3	Надійність	Довговічність	Довговічність	Довговічність		+	
4	Технологічний	Встановлення як програми	Встановлення програмного забезпечення, можливість придбання додаткових функцій	Встановлення як додатку		+	

Конкурент 1: iMotions - компанія, яка спеціалізується на відстеженні емоцій за допомогою різних каналів (фізіологічних, відео та аудіо). Розробили спеціальну програмну платформу, яка може уніфікувати та аналізувати різні канали введення.

Конкурент 2: Emotion Tracker - компанія, яка спеціалізується на відстеженні емоцій за допомогою аудіо- та відеоканалів за допомогою мобільного додатку.

## 5.2 Технологічний аудит ідеї проекту

Таблиця 5.3 - Технологічна здійсненність ідеї проекту

№	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Створення програмного та апаратного забезпечення для автоматизованого відстеження емоцій	Розробка програмного забезпечення (розробка системи, збір та маркування бази даних для використання системи в комерційних цілях, розробка графічного інтерфейсу користувача) Розробка апаратного забезпечення (розробка системи, тестування апаратних рішень, отримання сертифікації)	Наявні	Потребує розвинення
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: Розробка програмного забезпечення				



### 5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Таблиця 5.4 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	2
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	Інформація недоступна
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Обмежень немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Сертифікація алгоритму на відповідність всім необхідним вимогам (висока точність, інтерпретація та видимість результатів тощо).
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	Інформація недоступна

Таблиця 5.5 - Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Допоможе маркетологам чіткіше зрозуміти бажання аудиторії. Допоможе неврологам виявити емоційний стан людини. Допоможе в розвиненні інтерфейсу людина-машина.	Медичні дослідницькі центри, великі приватні компанії, які проводять рекламні кампанії, дослідницькі установи.	Немає	Система повинна працювати належним чином, забезпечуючи дослідників відповідною інформацією про емоційну мозкову діяльність людини.

Таблиця 5.6 - Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Конкуренція на стороні великих компаній	Великі компанії мають багато фахівців та ресурсів для розробки високоефективних, точних, швидких систем розпізнавання об'єктів.	Розширення підприємства
2.	Вузький сегмент ринку	Ідея досить вузьконаправлена, а ринок для потенційних споживачів не дуже великий	Адаптація алгоритмів, що використовуються в системі для вирішення інших медичних проблем, продаж компанії великим компаніям, що займаються розробкою програмного забезпечення для аналізу станів людських емоцій
3.	Висока динаміка розвитку технологій у цій галузі	Область штучного інтелекту розвивається дуже швидко, і використовувані технології можуть швидко застаріти	Слідкуйте за розвитком технологій штучного інтелекту, постійно вдосконалюючи систему

Таблиця 5.7 - Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Впровадження нових технологій	Закликає розробляти нові технології для розробки систем розпізнавання об'єктів	Покращення характеристик товару за рахунок впровадження нових технологій
2.	Багатофункціональність	Розширення функціональних можливостей продукту з метою вдосконалення інтерфейсу користувача та впровадження нових методів автоматизованої медичної діагностики.	Розширення функцій продукту

Таблиця 5.8 - Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції - чиста	На ринку існує певна кількість компаній, і жодна з них не може мати значного впливу на загальну ситуацію на ринку	Поліпшити якість товару, вдосконалити інтерфейс, розширити функціональність товару, запровадити ефективну цінову політику
2. За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний	Місцезнаходження фірм територіально не обмежене	Реклама на міжнародному ринку, розробка веб-сайтів, взаємне партнерство з найбільшими міжнародними компаніями
3. За галузевою ознакою внутрішньогалузевий	Економічна боротьба між різними товаровиробниками, що працюють в одній галузі економіки, виробляє та продає однакові товари, які задовольняють одну і ту ж потребу, але мають різницю у якості, собівартості, ціні тощо.	Відстежуйте ситуацію на ринку, впроваджуйте нових конкурентів і швидко реагуйте

Продовження таблиці 5.8

4. Конкуренція за видами товарів:- товарного типу	Конкуренція між товарами одного типу	Поліпшити якість товару, вдосконалити користувальницький інтерфейс, розширити функціональність товару
5. За характером конкурентних переваг- цінова	Це передбачає продаж продукції за нижчими цінами, ніж конкуренти.	Продати товар за нижчою ціною.
6. За інтенсивністю - не марочна	Роль товарного знаку незначна	Реклама товарів, партнерство з великими компаніями

Таблиця 5.9 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари заміни
	iMotions	Emotion Tracker	Китайський ринок	Клініки, наукові лабораторії, маркетингологи	Affectiva
Висновки	Велика інтенсивність, давно на ринку	Інший варіант оцінки емоційного стану людини	Немає залежності від постачальника	Досить велика різноманітність сегментів клієнтів	Інший варіант оцінки стану емоцій

Таблиця 5.10 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Налаштування аналізу	Користувачі можуть додавати власні функції для розрахунку для фізіологічних сигналів
2	Обмін даними	Одна організація може передавати виміряні сигнали.

Таблиця 5.11 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «назва проекту»

#	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з ... (назва підприємства) to project						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Економічна доступність	20	+						
2	Налаштування програмного забезпечення	20	+						
3	Оцінка емоцій випробовує мінливість	10							+

Таблиця 5.12 - SWOT- аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- налаштування програмного забезпечення</li> <li>- обмін даними</li> <li>- кілька вхідних каналів</li> </ul>	<p>Слабкі сторони:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- для розрахунків потрібен потужний ПК</li> </ul>
<p>Можливості:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- співпраця з міждисциплінарними професіоналами для опису емоційних станів з різних точок зору</li> </ul>	<p>Проблеми:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- необхідність розробки спеціального обладнання</li> </ul>

Таблиця 5.13 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реаліза ції
1	<ul style="list-style-type: none"> <li>- розробити відповідну систему аналізу емоцій у співпраці з міждисциплінарними спеціалістами</li> <li>- розробити спеціальне обладнання</li> <li>- безкоштовно надавати систему різним дослідницьким лабораторіям, збирати дані, отримувати відгуки, виправляти помилки</li> <li>- знайти інвесторів</li> <li>- налаштувати систему для торгових компаній та отримувати щомісячну виплату</li> </ul>	80%	2 роки



## 5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Таблиця 5.14 - Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Дослідницькі лабораторії	Високий	Високий	Середній	Високий
2	Клініки	Середній	Високий	Низький	Низький
3	Маркетингові компанії	Низький	Середній	Низький	Середній

Таблиця 5.15 - Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	Робота з дослідницьк ими лабораторія ми	Максимально налаштовувати інструмент для експериментування, почнемо з дослідницьких лабораторій	Налаштування обробки сигналів, постійне вдосконалення, постійні оновлення, обмін даними	диференціація

Таблиця 5.16 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопро хідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1	Ні	Обидва	Так	Від «стратегії слідування за лідером» до “Стратегія виклику лідеру”

Таблиця 5.17 - Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартаппроекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Виявити емоції	диференціація	Досить частоти дискретизації	Висока роздільна здатність
2	Зберігати дані	диференціація	Обмін даними	Google диск для постурографії
3	Проаналізуйте дані	диференціація	Налаштування обробки сигналів, низькі вимоги до ПК	Хмарні обчислення

### 5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Таблиця 5.18 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Зберігати дані	Обмін даними	У конкурентів немає обміну даними між користувачами
2	Проаналізуйте дані	Налаштування обробки сигналів	У конкурентів налаштування менше або зовсім відсутні

Таблиця 5.19 - Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за здумом	Система оцінки емоційного стану людини
II. Товар у реальному виконанні	Особливості
	1. Налаштування аналізу
	2. Обмін даними
	Якість: довговічність
	Упаковка: програмне забезпечення
	Бренд: EmotRec
III. Товар із підкріпленням	Перед продажем: безкоштовний пробний період
	Після продажу: обслуговування, виправлення помилок
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: технології високого рівня, патенти	

Таблиця 5.20 - Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товаризамінники	Рівень цін на товарианалоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	\$25000	\$21000	\$4000	\$500-\$1500 + щомісячні платежі

Таблиця 5.21 - Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Хочете протестувати перед покупкою, хочете служби підтримки	Немає постачальника	0	Програмне забезпечення для аналізу можна доставити через службу доставки, спеціаліст приїжджає з метою налаштування

Таблиця 5.22 - Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Оцініть та вивчіть емоційний стан клієнтів компаній	Інтернет	Настроюване, масштабоване рішення для вивчення емоцій	Показати можливості та переваги тих, хто використовує продукт	Платиш менше, отримуєш більше

## 5.6 Висновки

Реалізований перший етап розвитку стартап-проекту, а саме висвітлені маркетингові аспекти стартапу: вибір ідей, створення концепції товару, визначення перспектив реалізації проекту на ринку та розвиток маркетингової стратегії.

З результатів аналізу було зроблено висновок, що:

- можлива комерціалізація проекту на ринку;
- перспективне виведення товару на ринок;
- продвигання проекту на ринок є актуальним.

## 6 ДОСЛІДЖЕННЯ СПЕКТРАЛЬНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЕГ ПРИ ЕМОЦІЙНИХ СТИМУЛАХ

Проаналізувавши наукові дослідження на тему ЕЕГ, можемо стверджувати, що деякі ритми є більш інформативними аніж інші. Наприклад, як було описано в 2.1.2, тета-, альфа- і бета-ритми є найбільш пов'язаними з емоційними реакціями людини.

Задача практичної частини магістерської роботи – перевірка співвідношень між потужностями електроенцефалограми при емоційних стимулах та визначення можливості класифікації емоційних стимулів на їх основі.

Дослідження було організовано на базі Київського національного університету імені Тараса Шевченка в Інституті біології та медицини.

### 6.1 Опис дослідження

Для дослідження були обрані чотири відеозаписи ділянки з найбільш негативною валентною ставкою і трьома рекламними ділянками з найбільш позитивними валентними показниками. Таблиця 6.1 показує вибрані відеостимули для дослідження.

Таблиця 6.1 – Відеостимули

№	Тип стимула	Назва	Довжина (сек)
1	Фон	Fon1 (закриті очі)	3
2	Фон	Fon2 (відкриті очі)	1

Продовження таблиці 6.1

<b>3</b>	Негативні новини 1	News 1(typhoon)	1.25
<b>4</b>	післядія	PD1	1
<b>5</b>	Негативні новини 2	Negative news (Terror acts, Yemen)	0.54
<b>6</b>	післядія	PD2	1
<b>7</b>	Позитивна реклама 1	ADV1 (Garden)	0.55
<b>8</b>	післядія	PD3	1
<b>9</b>	Позитивна реклама 2	ADV2 (Ryaba)	0.45
<b>10</b>	післядія	PD4	1
<b>11</b>	Позитивна реклама 3	ADV3 (Kinder)	0.54
<b>12</b>	післядія	PD5	1
<b>13</b>	Негативні новини 3	New3 (Ebola)	0.57
<b>14</b>	післядія	PD6	1
<b>15</b>	Негативні новини 4	News4 (Car crash)	1.21
<b>16</b>	післядія	PD7 (відкриті очі)	1
<b>17</b>	післядія	PD-fin (закриті очі)	3

Перед дослідженням учасникам було запропоновано подати свої особисті дані (ім'я, стать, дату народження, місце навчання / роботи) і пройти серію психологічних тестів. Це були діагностичні тести В.В.Бойко методом емоційного вигорання [35], заповнювали шкалу Спілберхера-Ханіна [36] для визначення ситуативної тривожності і проходили тест С.Дайгофа [37] для внутрішньої агресії.

Учасникам було показано сім відео. Спочатку дві новини, потім три рекламні теми, потім - дві новини. ЕЕГ була зареєстрована під час цієї діяльності. Перед першою демонстрацією відео ЕЕГ реєструвався з закритими очима (три хвилини) і з відкритими очима (одна хвилина). Між відео-демонстраціями ЕЕГ записувався з

відкритими очима кожну хвилину. Після демонстрації останнього відеостимулу ЕЕГ записували з відкритими очима (одна хвилинка) і закривали очі (три хвилини).

Після перегляду відео-стимулів учасники провели ряд психологічних тестів:

- 1) Шкала Спілбергера-Ханіна для визначення ситуативної тривожності;
- 2) Анкету темпераменту і характеру Р.Клоніхера;
- 3) Тест С.Дайгофа на внутрішню агресію.

## 6.2 Розрахунок спектральних характеристик

Для кожного з записів ЕЕГ, було досліджено спектральну характеристику. Також для трьох стимулів (фон, позитивний, негативний) була розрахована спектральна густина потужності для кожного каналу ЕЕГ кожного суб'єкта. Ці обчислення допоможуть у створенні даних з ознаками емоційного стану людини під час перегляду визначених відео-стимулів.

Для спектральної потужності використовували періодограмний метод оцінки. Це метод є оцінкою спектральної щільності потужності, який заснований на обчисленні квадрата модуля перетворення Фур'є послідовності даних з використанням статистичного усереднення.

$$S_T(\omega) = E \left[ \frac{|X_T(i\omega)|^2}{T_r} \right], \quad (3.1)$$

де  $X_T(i\omega)$  — перетворення Фур'є функції  $x(t)$  на кінцевому тимчасовому інтервалі;

$T_r$  — інтервал фінітності;

$E(\dots)$  - оператор статистичного усереднення (математичне очікування).



### 6.3 Визначення емоційного стану людини за допомогою машинного навчання

Оскільки основною задачею цієї дисертації було класифікація реакції людини на відео-стимули на основі характеристик отриманих з електроенцефалограми, було вирішено задіяти машинне навчання. А саме, ця задача полягає в трьохкласовій класифікації емоційного стану людини.

Наступним чином, ми маємо вибрати який метод оцінки точності класифікатора нам підходить. Оцінка точності - найпростіший варіант оцінки роботи класифікатора. Точність класифікації вимірювати найпростіше, і тому цей параметр найчастіше використовується. Значення точності - це число правильних прогнозів, поділене на число всіх прогнозів або, простіше кажучи, відношення правильних прогнозів до всіх. Хоч цей показник і може швидко дати явне уявлення про продуктивність класифікатора, його краще використовувати, коли кожен клас має хоча б приблизно однакову кількість прикладів. Також є ще один варіант - матриця неточності і звіт про класифікацію дадуть більше інформації про продуктивність. Матриця неточностей (англ. Confusion Matrix) - це таблиця або діаграма, що показує точність прогнозування класифікатора щодо двох і більше класів. Прогнози класифікатора знаходяться на осі X, а результат (точність) - на осі Y. Її заповнюються кількістю прогнозів класифікатора. Правильні прогнози йдуть по діагоналі від верхнього лівого кута в нижній правий.

Тепер розглянемо важливі для нас метрики. Recall демонструє здатність алгоритму виявляти визначений клас взагалі, а precision - здатність відрізнити цей клас від інших класів. Оцінку F1 можна інтерпретувати як середньозважене значення точності та відкликання, де оцінка F1 досягає свого найкращого значення при 1 та найгіршого показника при 0. Відносний внесок точності та відкликання до оцінки F1 рівні.

Проаналізувавши можливі варіанти оцінки точності класифікатора, ми визначили, що найбільш підходящим методом буде

`sklearn.metrics.classification_report`, адже ми маємо три класи по яким треба отримати результати та незбалансовані дані.

Для того щоб визначити клас емоції, яку передає електроенцефалограма за порашованими каналами, ми використали 4 класифікатори, це метод k-найближчих сусідів (K-Nearest Neighbors), метод опорних векторів (Support Vector Machines), класифікатор дерева рішень (Decision Tree Classifier) та наївний баєсовський метод (Naive Bayes). Вхідними даними будуть нормовані потужності альфа-,бета- і тета-ритмів ЕЕГ. Класифікація проходить саме на основі 21го каналу електроенцефалограми. На вхід класифікаторів подається вектор потужностей 63х каналів для 3 ритмів одної ЕЕГ.

#### 6.4 Експериментальні результати та їх аналіз

По закінченню експеримента, ми отримали результати по чотирьом класифікаторам метод k-найближчих сусідів (таблиця 6.2), класифікатор дерева рішень (таблиця 6.3), методу опорних векторів (таблиця 6.4), наївний байесовський метод (таблиця 6.5).

Таблиця 6.2 – Звіт про класифікацію методу k-найближчих сусідів

№	precision	recall	F1-score
fon	0.73	0.44	0.55
negative	0.61	0.71	0.66
positive	0.27	0.23	0.25

Таблиця 6.3 – Звіт про класифікацію класифікатора дерева рішень

№	precision	recall	F1-score
<b>fon</b>	0.56	0.62	0.58
<b>negative</b>	0.7	0.65	0.68
<b>positive</b>	0.38	0.46	0.41

Таблиця 6.4 – Звіт про класифікацію методу опорних векторів

№	precision	recall	F1-score
<b>fon</b>	1.00	0.18	0.38
<b>negative</b>	0.58	1	0.74
<b>positive</b>	0	0	0

Таблиця 6. 5 – Звіт про класифікацію наївний байесовський метод

№	precision	recall	F1-score
<b>fon</b>	0.62	0.28	0.40
<b>negative</b>	0.64	0.75	0.69
<b>positive</b>	0.44	0.5	0.47

З даних, які знаходяться у таблицях видно, що при різних методах класифікації можна отримати, як задовільні результати, так і не отримати результат взагалі. Порівнюючи отримані результати, стає зрозуміло, що найоптимальнішим по всіх стимулах є класифікатор дерева рішень. На всіх спробах отримати найкращий процент розпізнавання, цей класифікатор видавав стабільні хороші результати.

Помітно, що кожний класифікатор має кращі результати по негативній реакції людини, це може бути через те, що даний стимул мав більше даних. Також видно, що позитивна реакція найгірше розпізнається по отриманим ЕЕГ.

Для перевірки точності розпізнавання емоції, було вирішено подати на вхід класифікаторів вектор 42х обрахованих каналів Альфа і Тета ритму та порівняти результати з вектором такої ж кількості каналів Альфа и Бета ритму (таблиця 6.6, таблиця 6.7).

Таблиця 6.6 - Звіт про класифікацію класифікатора дерева рішень для Альфа і Тета ритмів

№	precision	recall	F1-score
fon	0.68	0.76	0.72
negative	0.68	0.60	0.63
positive	0.48	0.52	0.5

Таблиця 6.7 - Звіт про класифікацію класифікатора дерева рішень для Альфа і Бета ритмів

№	precision	recall	F1-score
fon	0.38	0.35	0.36
negative	0.41	0.42	0.41
positive	0.18	0.18	0.18

Одразу ж помітно змінилися результати. Отримані таблиці свідчать про те, що для розпізнавання емоції за ЕЕГ бета ритм має найгірший показник. Можна сказати, що це пов'язано з частотою, адже Альфа і Тета більш низькочастотні за Бета.

## ВИСНОВКИ

Емоції це процес багатогранний, вони впливають на нас, а зовнішні фактори, що виступають подразниками, впливають на них. Таким чином можемо зробити висновок: визначення емоційного стану людини за допомогою точних інноваційних технологій допоможе користуватися тими самими факторами і впливати на настрій людини.

В першому розділі описується важливість розпізнавання емоцій людини. Це і не дивно, оскільки від нього залежить наше здоров'я, прогрес в науці та життя загалом.

В другому розділі ми розглянули велику кількість методів, що використовуються зараз для розпізнавання емоцій. Найкращим з оглянутих технологій виявився метод за допомогою ЕЕГ, оскільки ритми мозку є найточнішими показниками реакції емоційного стану людини.

У третьому розділі ми розкрили тему машинного навчання, по якому принципу працює та навіщо потрібно. Представлені методи класифікації, які були задіяні та перевірені на точність класифікації емоцій за допомогою електроенцефалограм людини.

В четвертому розділі представлено найкращі і найновіші статті на тему розпізнавання емоцій за електроенцефалограмою. Видно, що кожне дослідження має дуже високі результати, що і підтверджує високу популярність ЕЕГ для розпізнавання емоцій.

В магістерській дисертації було розглянуто різні види емоцій, та як саме вони впливають на людину. Отримані дані свідчать про дійсний емоційний стан під впливом трьох видів подразників. Результати проведеного дослідження свідчать про те, що найкращим класифікатором для розпізнавання емоцій по ЕЕГ за допомогою машинного навчання є класифікатор дерева рішень. Також, по другому

дослідженню стає зрозуміло, що інформація про емоційний стан людини, яку несе Бета ритм є дуже мала.

Отже, дослідження, яке було проведено у бакалаврській роботі [38] підтверджено. Емоційний стан людини краще аналізувати за Тета і Альфа ритмом.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Пікард, Р.. Affective Computing / Пікард Розалінд – Режим доступу до ресурсу: <https://affect.media.mit.edu/index.php>.
2. Михайлюк, Д. Электроэнцефалография головного мозга: методика проведения / Михайлюк Д. Е. – Режим доступу до ресурсу: <https://doctor-neurologist.ru/elektroencefalografiya-golovnogogo-mozga-metodika-provedeniya>.
3. Зенков, Л. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии) / Л.Зенков. – Таганрог: Издательство ТРТУ, 1996. – 358 с. – ISBN 5-230-24735-5.
4. Ильюченко И.Р. Различия частотных характеристиках ЭЭГ при восприятии положительно-эмоциональных, отрицательно-эмоциональных и нейтральных слов//Журнал ВНД. 1996. Т.46. №3.
5. Hinrichs H., Machleidt W. Basic emotions reflected in EEGcoherences//Int. J. Psychophysiol. 1992. V. 13.
6. Павлова, О.Н., Павлов А.Н. Регистрация и предварительная обработка сигналов с помощью измерительного комплекса МР100 / О.Н.Павлова. – Саратов: Издательство "Научная книга", 2008. – 80 с. – ISBN 978-5-9758-0813-4.
7. Поstrанський Т. М. Методика дослідження функціонального стану водіїв транспортних засобів / Т. М. Поstrанський // Автомобільний транспорт. Безпека руху.. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: [http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis\\_nbuv/cgiirbis\\_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP\\_meta&C21COM=S&2\\_S21P03=FILA=&2\\_S21STR=au\\_2015\\_3\\_10](http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=au_2015_3_10).

8. Classification of emotional states from electrocardiogram signals: a non-linear approach based on hurst / Д.Сельварадж, М. Муругаппан, С. Якоб, Х. Ван // BioMedical Ingenearing OnLine. – 2013. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/12/1/44>.
9. Альдерсонс А.А., Кодаков И.М., . Механізми електродермальних реакцій / .Альдерсонс А.А., Кодаков И.М.. – Рига: "Научная книга", 2002. – 130 с. – ISBN В пер. (В пер.) : 1 р..
10. Jing Z., Barreto AB, Ching S., Chao L.Realization of stress Detection Using Psychophysiological Signals for Improvement of Human-Computer Interactions// Proceedings of the IEEE Southeastcon; Fort Lauderdale, FL, USA. Квітень 2005.
11. Khalfalla K., Ayub H., Kalvet J. H., Neve H., Brunswick P., Grivoe S., Den of V., Kassir M., Bedui F.. Noninvasive Galvanic Skin Sensor for Early Diagnosis Of Sudomotor Dysfunction: Application to Diabetes// IEEE Sensor J. 2010;12:456–463.
12. Takahashi K.Epilepsy Research Progress. Nova Science Publishers// New York, NY, USA: 2008.
13. Lee J., Zhuo V., Wang V. A. Novel Approach to Analyze the Result of Polygraph //Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics; Nashville, TN, USA.
14. , SD (2010). Активність автономної нервової системи в емоціях: огляд/ Kreibig //Біологічна психологія, вип. 84, №. 3, с. 394–421. 8–11 Жовтень 2000.
15. Collet, C., Vernet-Maury, E., Delhomme, G., Dittmar, A., Автономна нервова система відповідає закономірності специфічності до основних емоцій/ Журнал вегетативної нервової системи 62, 45–57 1997.
16. Khalfa, S., Roy, M., Rainville, P., Bella, SD, Peretz, I., Роль темпового захоплення у психофізіологічній диференціації щасливої та сумної музики? Міжнародний журнал психофізіології 68 (1), 17–26, 2008.



17. Farnsworth B. P. GSR and Emotions: What Our Skin Can Tell Us About How We Feel / Bryn Ph.D. Farnsworth // Imotions – Режим доступу до ресурсу: <https://imotions.com/blog/gsr-emotions/>.
18. Р. И. Ахметшин, А. П. Кирпичников, М. П. Шлеймович. Распознавания эмоций человека на изображениях / Р. И. Ахметшин, А. П. Кирпичников, М. П. Шлеймович // Вестник Казанского технологического университета. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: <https://cyberleninka.ru/article/n/raspoznvanie-emotsiy-cheloveka-na-izobrazheniyah>.
19. Абхиджит К. Demonstration of Facial Emotion Recognition on Real Time Video Using CNN : Python & Keras / Кумар Абхиджит // MACHINE LEARNING IN ACTION. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://appliedmachinelearning.blog/2018/11/28/demonstration-of-facial-emotion-recognition-on-real-time-video-using-cnn-python-keras/>.
20. Octavio Arriag, Paul G. Plöger, Matias Valdenegro. Real-time Convolutional Neural Networks for Emotion and Gender Classification / Octavio Arriag, Paul G. Plöger, Matias Valdenegro. – Санкт-Августин: Cornell University, 2017.
21. Machine Learning Tutorial for Beginners [Электронный ресурс] / . // Copyright - Guru99. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.guru99.com/machine-learning-tutorial.html>.
22. К.О. Іванько. МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА ОБРОБКА СИГНАЛІВ В БІОМЕДИЧНИХ ЕЛЕКТРОННИХ СИСТЕМАХ / К.О. Іванько, Н.Г. Іванушкіна, А.О. Попов. – Київ: НАВЧАЛЬНИЙ ПОСІБНИК ДЛЯ СТУДЕНТІВ СПЕЦІАЛЬНОСТІ «МІКРО- ТА НАНОСИСТЕМНА ТЕХНІКА», 2020. – 103 с. – (КІІ).
23. Raheel A. Facial Expression Recognition based on Electroencephalography / A. Raheel, M. Majid, S. Muhammad Anwar // International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies – iCoMET 2019. –

2019. – Режим доступа до ресурсу:

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8673408>.

24. Dan Nie, Xiao–Wei Wang, Li–Chen Shi, Bao–Liang Lu EEG–based emotion recognition during watching movies // IEEE. 2011. №5.
25. K. Anderson, and P. W. McOwan, A real–time automated system for the recognition of human facial expressions//*IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 36, no. 1, pp. 96–105, February 2006.
26. J. Ang, R. Dhillon, A. Krupski, E. Shriberg, and A. Stolcke, Prosodybased automatic Detection of annoyance and frustration in humancomputer dialog// in Proc. Eighth Int. Conf. Spoken Language Processing, 2002, pp. 2037–2039.
27. A. Choppin EEG–based human interface for disabled individuals: emotion expression with neural network, // Ph.D. dissertation, Tokyo Institute of Technology, 2000.
28. D. Bos, EEG–based emotion recognition/Available:  
<http://hmi.ewi.utwente.nl/verslagen/capita-selecta/CS-Oude Bos- Danny.pdf>.
29. M. Sarlo, G. Buodo, S. Poli, and D. Palomba, Changes in EEG alpha power to different disgust elicitors: the specificity of mutilations// *Neuroscience Letters*, Vol. 382, no.3, pp. 291–296, 2005.
30. L. A. Schmidt, and L. J. Trainor, Frontal brain electrical activity distinguishes valence and intensity of musical emotions//*Cognition and Emotion*, vol. 15, no. 4, pp. 487–500, 2001.
31. M. Li, and B. L. Lu, Emotion classification based on gamma–band EEG/ M. Li // IEEE Int. Conf. Engineering in Medicine and Biology Society, Minneapolis, 2009, pp. 1223–1226.
32. L.S. Shi and B.L. Lu., Off–line and on–line vigilance Estimation based on linear dynamical system and manifold learning/ L.S. Shi // Proceedings of 32nd International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Buenos Aires, Argentina, 2010, pp. 6587–6590.

33. Ramanathan Subramanian. ASCERTAIN: Emotion and Personality Recognition using Commercial Sensors [Електронний ресурс] / Ramanathan Subramanian, Julia Wache Student Member, Mojtaba Khomami Abadi // IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING. – 2016.
34. Emotion Classification Using Ensemble of Convolutional Neural Networks and Support Vector Machine [Електронний ресурс] / Anju Mishra, Archana Singh, Priya Ranjan, Amit Ujlayan // International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). – 2020.
35. Boyko, V.V. – 2005. Centuries Syndrome of emotional burnout in professional communication. SPb.: Peter, - P. 105.
36. Психологические тесті для профессионалов/ авт. сост Н.Ф. Гребень. – Минск: Соврем. шк., 2007. – 496с.
37. Dayhoff S. Тест внутрішньої агресивності [Internal aggression test]. Центр ділового розвитку “Profi-karera”. Available at: <http://www.seminarna.ru>
38. Дорош Є. О. Визначення емоційного стану людини за допомогою електроенцефалографії :освітньо-кваліфікац. рівень «бакалавр» : 6.050801 мікро- та наноелектроніка / Дорош Єгор Олегович – Київ, 2019. – 100 с.